

ANGELO EVARISTO SIRTOLI

**MAPEAMENTO DE SOLOS COM AUXÍLIO DA GEOLOGIA,  
ATRIBUTOS DO TERRENO E ÍNDICES ESPECTRAIS INTEGRADOS  
POR REDES NEURAIS ARTIFICIAIS**

Tese apresentada como requisito parcial à obtenção do grau de Doutor, pelo Curso de Pós-Graduação em Geologia – Área de concentração Geologia Ambiental, Setor de Ciências da Terra da Universidade Federal do Paraná.

Orientadores:  
Prof. Dr. Luiz Eduardo Mantovani  
Prof. Dra. Selma Regina Aranha Ribeiro

CURITIBA  
2008

## **AGRADECIMENTOS**

Ao professor Doutor Luiz Eduardo Mantovani e a professora Doutora Selma Regina Aranha Ribeiro pela orientação e paciência no transcorrer deste trabalho.

A coordenação, professores e alunos do Curso de Pós Graduação em Geologia, área de concentração Geologia Ambiental, pela oportunidade, conhecimentos adquiridos e troca de experiências.

Ao Departamento de Solos e Engenharia Agrícola da UFPR pela disponibilidade para cursar este Doutorado, e seus professores pelo apoio durante o desenvolvimento dessa pesquisa.

Aos Colegas do Curso de Pós Graduação em Geomática, Mosar Faria Botelho e Claudionor Ribeiro da Silva pela constante ajuda, respectivamente nas Redes Neurais Artificiais e na modelagem matemática dos atributos do terreno.

Ao colega do Curso de Pós Graduação em Geografia, Claudinei Taborda da Silveira pela valiosa ajuda nos programas da ESRI e sua esposa Clotilde Zai por nos suportar em sua casa.

A minha família e a Deus pela oportunidade de viver pelas mãos de pais que sabiam ser.

## RESUMO

O presente estudo tem como objetivo avaliar a utilização da geologia, atributos do terreno e índices espectrais em uma abordagem por redes neurais artificiais (RNA) para a predição de unidades de solos sobre a Formação Guabirotuba, aluviões e depósitos coluvionares secundários. O entendimento das relações entre solos, geologia e atributos do relevo, derivados de um modelo digital de elevação (MDE), através de tabulações cruzadas, forneceram as informações básicas necessárias para o delineamento de unidades preliminares de mapeamento de solos. A geologia, juntamente com atributos do relevo, indica as condições do ambiente e, a compreensão das interações entre estas variáveis ambientais e os solos fornece informações para o entendimento das relações entre as unidades de mapeamento dos solos e a paisagem. Os Latossolos apresentaram predominância de plano divergente e planar e perfil de curvatura retilíneo, plano divergente e perfil côncavo/retilíneo para os Cambissolos e, a associação Gleissolos e Organossolos predomina em plano convergente e perfil côncavo. A declividade foi o atributo que apresentou maior relação com as unidades de solos, pois as de caráter hidromórfico predominaram em declividade inferior a 3%, os Latossolos em declividades inferiores a 8% e os Cambissolos se localizaram em declividade até 20%. Os atributos topográficos secundários permitiram, mediante combinações dessas variáveis, por tabulação cruzada, o delineamento das pedoformas predominantes. O uso exclusivo desses atributos quantitativos não permitiu a distinção de somente 11% das pedopaisagens presentes na área. No entanto, as pedoformas delineadas apresentaram maiores detalhes espaciais que o delineamento das unidades utilizando metodologia convencional. Os mapas delineados pelo classificador por redes neurais artificiais (RNA) se mostraram bastantes semelhantes ao mapa delineado de forma convencional, apresentando correlação de até 0,88. Apresentaram também, mais detalhes espaciais do que o mapa de solos convencional, porque a variação ambiental pôde ser quantificada com maior detalhe. Além disso, a disponibilidade de dados mais detalhados sobre as variáveis ambientais utilizadas, permitiu identificar pequenos componentes na paisagem que são difíceis de serem caracterizados pelo mapeamento convencional. Outrossim, a RNA possibilitou a integração de dados de diferentes escalas e origens, o que também resultou em maior detalhamento espacial que o mapa convencional.

**Palavras chave:** Atributos topográficos, integração de dados, Redes Neurais Artificiais, Índices Espectrais.

## ABSTRACT

This study aimed to evaluate the use of terrain attributes and remote sensing data in an approach by artificial neural networks for prediction of soils unities on Guabirotuba Fomation, floods and coluvionares deposits. The understanding of the relationship between soil, geology and relief attributes derived from a Digital Elevation Model, through cross tabulations, provided the basic information needed for the preliminary mapping units of soils. The geology along with topographic attributes indicate the conditions of the environment and the understanding of the interactions between these environmental variables and soil provides information to the understanding the relationship between the units of soils and the landscape. The secondary landform attributes allowed through cross tabulation combinations, the identification of predominant landform. But the exclusive use of these attributes not allowed the distinction of all units of soils in the area. However, the landforms outlined showed more spatial details than the manual drawing using conventional methodology. The map outlined by the classifier for neural networks was very similar to the map outlined the conventional way. These maps simulated by RNA showed more spatial detail than the map obtained by conventional methdology, because the environmental variation could be quantified in more detail. Also, the availability of more detailed data on the environmental variables identified small components used in the landscape that are difficult to characterise by conventional mapping.

**Key words:** Topographic atributes, Artificial neural network, Integration of facts.

## LISTA DE FIGURAS

### INTRODUÇÃO

FIGURA 1 – DIAGRAMA DE BLOCOS DAS ETAPAS DO PRIMEIRO ARTIGO.....	3
FIGURA 2 – DIAGRAMA DE BLOCOS DAS ETAPAS DO SEGUNDO ARTIGO .....	3
FIGURA 3 – DIAGRAMA DE BLOCOS DAS ETAPAS DO TERCEIRO ARTIGO .....	4

### PRIMEIRO ARTIGO

FIGURA 1 – LOCALIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO. ....	10
FIGURA 2 – DIAGRAMA DE BLOCOS DAS ETAPAS DO TRABALHO.....	11
FIGURA 3 – MAPA HIPSOMÉTRICO. ....	14
FIGURA 4 – MAPA GEOLÓGICO.....	15
FIGURA 5 – MAPA DE CLASSES DE DECLIVIDADE. ....	15
FIGURA 6 – MAPA DE SOLOS ADAPTADO DE SUGAMOSTO (2002) .....	16
FIGURA 7 – MAPA DO PLANO DE CURVATURA DAS VERTENTES. ....	19
FIGURA 8 – MAPA DO PERFIL DE CURVATURA DAS VERTENTES .....	20
FIGURA 9 – MAPA DO ÍNDICE DE UMIDADE ( $TWI = \ln(AS/\tan B)$ ).....	21
FIGURA 10 – MAPA DE ORIENTAÇÃO DAS VERTENTES .....	22
FIGURA 11 – MAPA DE RADIAÇÃO SOLAR.....	23

### SEGUNDO ARTIGO

FIGURA 1 – LOCALIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO .....	36
FIGURA 2 – DIAGRAMA DE BLOCOS DAS ETAPAS DO TRABALHO.....	37
FIGURA 3 – GRADE REGULAR DA SUPERFÍCIE DO SOLO (A), JANELA COM NOVE NODOS (B), JANELA COM NOVE PIXELS (C).....	37
FIGURA 4 – GRÁFICO DA FUNÇÃO DO ÍNDICE DE CORRENTE DE MÁXIMO FLUXO. ....	38
FIGURA 5 – GRÁFICO DA FUNÇÃO DO ÍNDICE DE UMIDADE.....	39
FIGURA 6 – GRÁFICO DA FUNÇÃO DO ÍNDICE CAPACIDADE DE TRANSPORTE DE SEDIMENTOS.....	40

FIGURA 7 – RELAÇÃO DAS UNIDADES DE MAPEAMENTO DE SOLOS COM ÍNDICE DE CORRENTE DE MÁXIMO FLUXO ( $\Omega$ ).....	44
FIGURA 8 – RELAÇÃO DAS UNIDADES DE MAPEAMENTO DE SOLOS COM ÍNDICE DE UMIDADE ( $\omega$ ).....	45
FIGURA 9 – RELAÇÃO DAS UNIDADES DE MAPEAMENTO DE SOLOS COM ÍNDICE DE CAPACIDADE DE TRANSPORTE DE SEDIMENTOS ( $\tau$ ).....	47
FIGURA 10 - COMPARAÇÃO ENTRE: UNIDADE DE MAPEAMENTO DE SOLOS (A), PEDOFORMAS (B), CONCORDÂNCIA ENTRE AS UNIDADES (C).....	48
FIGURA 11 – MAPA PRELIMINAR DE UNIDADES DE MAPEAMENTO DE SOLOS DA BACIA DO RIO DO CORVO, COM BASE NAS PEDOFORMAS RESULTANTES DOS ÍNDICES TOPOGRÁFICOS.....	52

### TERCEIRO ARTIGO

FIGURA 1 - LOCALIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO .....	66
FIGURA 2 - UNIDADES DE MAPEAMENTO PRELIMINARES DE SOLOS.....	71
FIGURA 3 - IMAGEM DE VERIFICAÇÃO (A), IMAGEM SIMULADA DO CJ1 COM MAIOR ÍNDICE Q (B) E IMAGEM COM MENOR ÍNDICE Q (C).....	80
FIGURA 4 - IMAGEM DE VERIFICAÇÃO (A), IMAGEM SIMULADA DO CJ2 COM MAIOR ÍNDICE Q (B) E IMAGEM COM MENOR ÍNDICE Q (C).....	80
FIGURA 5 – COMPOSIÇÃO COLORIDA DAS BANDAS 3, 2, 1.....	80
FIGURA 6 - IMAGEM DE VERIFICAÇÃO (A), IMAGEM SIMULADA DO CJ3 COM MAIOR ÍNDICE Q (B) E IMAGEM COM MENOR ÍNDICE Q (C).....	83
FIGURA 7 - IMAGEM DE VERIFICAÇÃO (A), IMAGEM SIMULADA DO CJ4 COM MAIOR ÍNDICE Q (B) E IMAGEM COM MENOR ÍNDICE Q (C).....	84

### ANEXO I

FIGURA 1 - FOTO ILUSTRATIVA DO PERFIL DE LVD .....	98
--	----

### ANEXO II

FIGURA 1 - FOTO ILUSTRATIVA DO PERFIL DE OYS.....	100
---	-----

### ANEXO III

FIGURA 1 - FOTO ILUSTRATIVA DO PERFIL DE CHD.....	101
---	-----

## **LISTA DE TABELAS**

### **PRIMEIRO ARTIGO**

TABELA 1: RELAÇÃO DAS CLASSES DE ATRIBUTOS DO RELEVO E DE ÍNDICES DERIVADOS COM AS UNIDADES DE MAPEAMENTO DE SOLOS.....	17
TABELA 2: UNIDADES DE SOLOS, GEOLOGIA E ATRIBUTOS DO RELEVO E ÍNDICES DERIVADOS PREDOMINANTES.....	18

### **SEGUNDO ARTIGO**

TABELA 1 – MATRIZ DE CORRELAÇÃO ENTRE OS ÍNDICES TOPOGRÁFICOS SECUNDÁRIOS. ....	41
TABELA 2 – CLASSES DE SOLOS (EMBRAPA, 1999) E SUAS LOCALIZAÇÕES.	50

### **TERCEIRO ARTIGO**

TABELA 1 - VARIÁVEIS AMBIENTAIS UTILIZADAS. ....	68
TABELA 2 - COMPOSIÇÃO DAS UNIDADES DE MAPEAMENTO DE SOLOS. ....	71
TABELA 3 - IDENTIFICAÇÃO DOS MELHORES CONJUNTOS DE VARIÁVEIS E RESPECTIVAS ARQUITETURAS DAS RNA. ....	76
TABELA 4 - EXPERIMENTOS REALIZADOS COM O CONJUNTO 1 (CJ1) E SUBSTITUINDO SUAS VARIÁVEIS. ....	77
TABELA 5 - EXPERIMENTOS REALIZADOS COM O CONJUNTO 2 (CJ2) E SUBSTITUINDO SUAS VARIÁVEIS. ....	77
TABELA 6 - ÍNDICE Q DAS IMAGENS CLASSIFICADAS NOS CJ1 E CJ2 E NA SUBSTITUIÇÃO DAS VARIÁVEIS.....	78
TABELA 7 - EXPERIMENTOS REALIZADOS COM O CONJUNTO 3 (CJ3) E SUBSTITUINDO SUAS VARIÁVEIS. ....	82
TABELA 8 - EXPERIMENTOS REALIZADOS COM O CONJUNTO 4 (CJ4) E SUBSTITUINDO SUAS VARIÁVEIS. ....	82
TABELA 9 - ÍNDICE Q DAS IMAGENS CLASSIFICADAS NOS CJ3 E CJ4 E NA SUBSTITUIÇÃO DAS VARIÁVEIS.....	83
TABELA 10 - RESULTADO DA CLASSIFICAÇÃO POR RNA PARA O PRIMEIRO CONJUNTO DE VARIÁVEIS (CJ1) NAS DIFERENTES COMBINAÇÕES. ....	85
TABELA 11 - RESULTADO DA CLASSIFICAÇÃO POR RNA PARA O SEGUNDO CONJUNTO DE VARIÁVEIS (CJ2) NAS DIFERENTES COMBINAÇÕES. ....	86

TABELA 12 - RESULTADO DA CLASSIFICAÇÃO POR RNA PARA O TERCEIRO CONJUNTO DE VARIÁVEIS (CJ3) NAS DIFERENTES COMBINAÇÕES. ....	87
TABELA 13 - RESULTADO DA CLASSIFICAÇÃO POR RNA PARA O QUARTO CONJUNTO DE VARIÁVEIS (CJ4) NAS DIFERENTES COMBINAÇÕES. ....	88



## **LISTA DE QUADROS**

### **TERCEIRO ARTIGO**

QUADRO 1 - EXEMPLO DA AMOSTRAGEM DE DADOS PARA TREINAMENTO DA RNA.....	72
QUADRO 2 - EXEMPLO DO MÉTODO DE VALIDAÇÃO CRUZADA MÚLTIPLO PARA O CONJUNTO (CJN) COM AS VARIÁVEIS (IU, TS, CMF, GE). ....	74
QUADRO 3 - CONJUNTOS UTILIZADOS E RESPECTIVAS VARIÁVEIS AMBIENTAIS.....	76

### **ANEXO I**

QUADRO 1 - DESCRIÇÃO DO PERFIL. ....	98
QUADRO 2 – ANÁLISES GRANULOMÉTRICAS E QUÍMICAS DO PERFIL .....	99

### **ANEXO II**

QUADRO 1 - DESCRIÇÃO DO PERFIL. ....	100
QUADRO 2 – ANÁLISES GRANULOMÉTRICAS E QUÍMICAS DO PERFIL. ....	100

### **ANEXO III**

QUADRO 1 - DESCRIÇÃO DO PERFIL. ....	101
QUADRO 2 – ANÁLISES GRANULOMÉTRICAS E QUÍMICAS DO PERFIL.....	114

## LISTA DE ANEXOS

ANEXO I – CLASSE DE SOLO COMPONENTE DA UNIDADE DE MAPEAMENTO (UM1): LVD – LATOSSOLO VERMELHO DISTRÓFICO TÍPICO.....	98
ANEXO II – CLASSE DE SOLO COMPONENTE DA UNIDADE DE MAPEAMENTO (UM2): OYS – ORGANOSOLO MÉSICO SÁPRICO TÍPICO.....	100
ANEXO III – CLASSE DE SOLO COMPONENTE DA UNIDADE DE MAPEAMENTO (UM3): CHD – CAMBISSOLO HÚMICO DISTRÓFICO TÍPICO.....	101

## SUMÁRIO

INTRODUÇÃO GERAL .....	1
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	5
CAPÍTULO 1 .....	6
ATRIBUTOS DO RELEVO DERIVADOS DE MODELO DIGITAL DE ELEVAÇÃO E SUAS RELAÇÕES COM SOLOS .....	6
RESUMO.....	6
ABSTRACT .....	7
1 INTRODUÇÃO .....	8
2 MATERIAL E MÉTODOS .....	10
3 RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	14
4 CONCLUSÕES .....	25
5 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	26
CAPÍTULO 2 .....	29
ATRIBUTOS TOPOGRÁFICOS SECUNDÁRIOS NO MAPEAMENTO DE PEDOFORMAS.....	29
RESUMO.....	29
ABSTRACT .....	30
1 INTRODUÇÃO .....	31
2 OBJETIVO.....	35
3 MATERIAL E MÉTODOS .....	36
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	41
5 CONCLUSÕES .....	54
6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRAFIAS.....	56
CAPÍTULO 3 .....	59
INTEGRAÇÃO DE ATRIBUTOS DO RELEVO, ÍNDICES ESPECTRAIS E GEOLOGIA NO MAPEAMENTO PRELIMINAR DE SOLOS.....	59
RESUMO.....	59
ABSTRACT .....	61
1 INTRODUÇÃO .....	62
2 MATERIAL E MÉTODOS .....	66
2.1 ÁREA DE ESTUDO .....	66
2.2 GERAÇÃO DAS VARIÁVEIS AMBIENTAIS E ÁREA DE VERIFICAÇÃO.....	66
2.3 TREINAMENTO.....	72
2.4 ARQUITETURA E ALGORITMO DE TREINAMENTO DA RNA.....	72

2.5 PREDIÇÃO DAS UNIDADES DE SOLOS MEDIANTE A TÉCNICA DE RNA	73
2.6 AVALIAÇÃO DA INFLUÊNCIA DAS VARIÁVEIS DE ENTRADA	74
2.7 GENERALIZAÇÃO E AVALIAÇÃO	74
3 RESULTADOS E DISCUSSÃO	76
3.1 RESULTADO DO TREINAMENTO E CLASSIFICAÇÃO DA RNA	76
3.2 ANÁLISE DA ACURÁCIA DA CLASSIFICAÇÃO	84
4 CONCLUSÕES	90
5 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	92
CONCLUSÃO GERAL	96

## INTRODUÇÃO GERAL

O solo resulta da ação simultânea e integrada do clima e organismos que atuam sobre um material de origem, que ocupa determinada paisagem ou relevo, durante certo período de tempo. Conhecendo-se o solo pode-se inferir sobre o material de origem, a forma do relevo, a declividade, o sistema de drenagem, o comportamento hídrico e a suscetibilidade aos processos do meio físico. Nesse sentido, os solos representam o principal objeto de trabalho do geólogo na área de Geologia de Engenharia e Meio Ambiente uma vez que os processos do meio físico (erosão, escorregamentos, assoreamento, contaminação, colapsos e subsidências, recalques, etc.) ocorrem predominantemente no solo e por ele são condicionados.

Vários são os campos da pesquisa que se relacionam, e inúmeros são os experimentos cujos resultados dependem de conhecimentos multidisciplinares. Essa interrelação é mais estreita entre as ciências que estudam materiais gerados por uma seqüência de processos formadores. Isso se verifica claramente entre a Geologia e a Pedologia, pois a partir das rochas submetidas a intemperização é que processos pedogenéticos determinam a formação dos solos (CAMARGO, 1986).

Além do material original, as variações externas do meio ambiente produzem reajustamentos nas características dos solos. Assim, a distribuição na paisagem e as mudanças ambientais participam na gênese e desenvolvimento dos solos.

A classificação pedológica apresenta detalhamento, identificando, principalmente, diferentes grupos dentro dos solos superficiais ou “lateríticos”. Portanto, é uma ferramenta a mais a ser usada em estudos de Geologia de Engenharia. Nesse sentido, a existência de mapas pedológicos oferece ao geólogo de engenharia a possibilidade de reunir e utilizar informações sobre o meio físico, possibilitando uma análise mais completa dos processos (KERTZMAN & DINIZ, 1995). Diversos autores como COZZOLINO & NOGAMI (1993) e DIAS & MILITITSKY (1994) utilizaram aspectos pedológicos/geológicos nas classificações geotécnicas.

Para auxiliar o delineamento das unidades de mapeamento de solos, diversas fontes de dados são utilizadas no levantamento. A tradicional interpretação de fotografias aéreas e delineamento manual das unidades de solos é a técnica mais reconhecida de obtenção de informações em escalas médias e grandes, pois permite a delimitação relativamente apurada das unidades de mapeamento e uma

predição satisfatória das características internas e externas destas unidades. Segundo ZINCK, (1990) a predição destas características é baseada no clássico modelo solo-fator de formação e o resultado da fotointerpretação pode ser substancialmente melhorado quando combinado com uma abordagem geomórfica.

No entanto, o processo de produção manual dos mapas de solos convencionais dificulta a atualização rápida e acurada dos levantamentos de solos. Além disso, existem muitas limitações associadas a este processo. Primeiramente, mudanças sutis e importantes nas condições ambientais podem não ser facilmente observadas devido à limitação da percepção visual humana, principalmente quando se tenta processar muitas variáveis simultaneamente. A interpretação visual de fotografias aéreas é um procedimento dependente da experiência do fotointérprete ou analista e, além de consumir muito tempo, é um processo subjetivo e bastante propenso a erros. Como resultado, interpretações erradas podem ocorrer durante o procedimento de delineamento dos limites dos solos. Finalmente, a repetição deste processo para cada atualização de um levantamento de solos torna a atualização muito ineficiente (ZHU *et al.*, 2001).

Recentemente, o mapeamento digital dos solos tem experimentado um rápido desenvolvimento de métodos novos e econômicos, devido, principalmente à crescente disponibilidade de mapas auxiliares. Neste sentido, dois grupos principais têm tido um papel importante: as imagens de sensoriamento remoto orbital e os atributos do terreno, primários e secundários, derivados de modelos digitais de elevação (DOBOS *et al.*, 2000).

Como consequência de todo este processo de evolução o levantamento de solos está cada vez mais sofisticado, interdisciplinar e holístico, atuando como elo de ligação para troca de informações entre especialistas que anteriormente trabalhavam isolados. Isto se verifica na esfera da ciência do solo e nas suas interações com pesquisadores de outras disciplinas (IBÁÑEZ *et al.*, 1993).

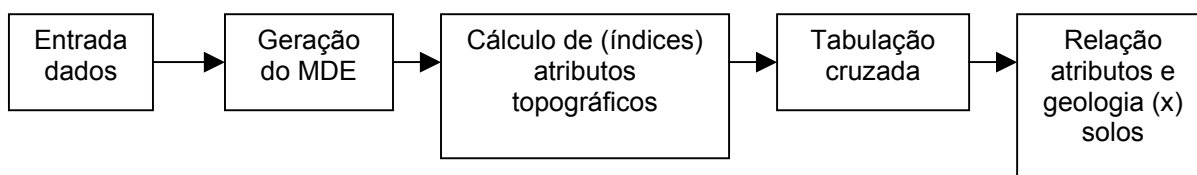
Com a premissa de tornar o trabalho de levantamento de solos menos subjetivo, este estudo teve como objetivo principal avaliar a eficiência da utilização de redes neurais artificiais (RNA) no delineamento preliminar de unidades de mapeamento de solo a partir da integração de atributos do terreno derivados de um modelo digital de elevação (MDE), de índices espectrais derivados de imagens orbitais e de geologia. Esta abordagem visou auxiliar a geração de mapas preliminares de solos com procedimentos de integração de dados via redes neurais

objetivando com isso, gerar um mapeamento preliminar de menor custo, com menor gasto de tempo e mais objetivo, quando comparado ao levantamento de solos convencional.

Embora a abordagem utilizada seja baseada em novas tecnologias, o modelo empregado permanece fundamentado na relação solo-paisagem. De acordo com este conceito, uma vez conhecidas as relações entre os solos e seus respectivos ambientes, é possível inferir os solos que ocorrem em uma determinada área, por meio da avaliação das condições ambientais.

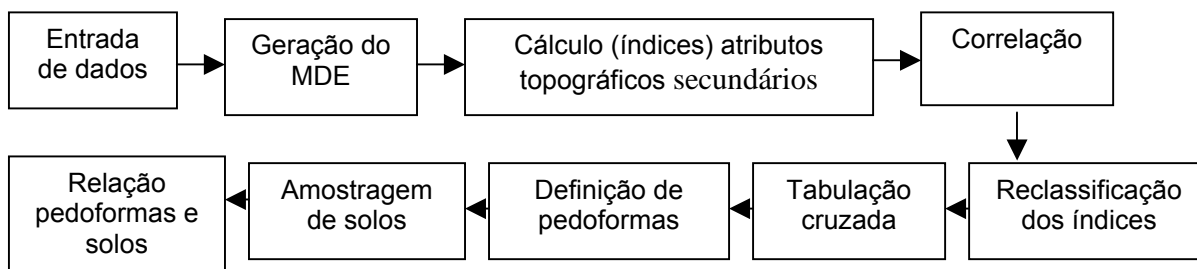
Para alcançar o objetivo proposto, esta tese foi dividida em três capítulos em forma de artigos. O primeiro foi desenvolvido segundo as etapas ilustradas na figura 1, teve como objetivo principal abordar as relações entre solos, geologia e atributos do relevo derivado de um modelo digital de elevação (MDE). A partir do MDE, seis atributos primários foram derivados: elevação, declividade, radiação solar, plano e perfil de curvatura e orientação das vertentes e um secundário, o índice de umidade.

FIGURA 1 – DIAGRAMA DE BLOCOS DAS ETAPAS DO PRIMEIRO ARTIGO



As etapas de trabalho do segundo artigo (Figura 2), ilustram os passos para identificar e mapear pedoformas, a partir dos atributos topográficos secundários derivados de um MDE, bem como verificar relações entre as pedoformas delineadas digitalmente e amostras de solos coletadas e descritas em campo.

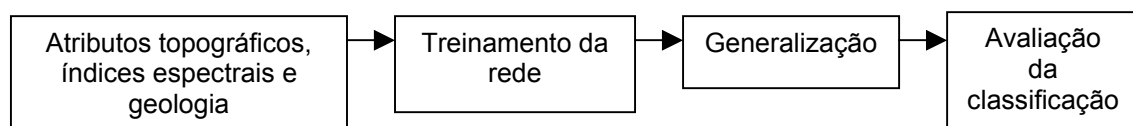
FIGURA 2 – DIAGRAMA DE BLOCOS DAS ETAPAS DO SEGUNDO ARTIGO



Os dois primeiros artigos visaram avaliar as relações do material de origem e dos atributos do terreno na distribuição dos solos da área estudada.

Com o objetivo de integrar atributos do terreno, índices espectrais e geologia no mapeamento preliminar de solos, uma abordagem por Redes Neurais Artificiais, do tipo perceptron de múltiplas camadas alimentado adiante, e utilizando algoritmo de retropropagação de erro foi trabalhado no terceiro artigo (Figura 3). Nesta abordagem, foram utilizados os atributos do terreno derivados do MDE apresentados nos dois primeiros artigos, dados geológicos e índices espectrais como variáveis ambientais discriminantes dos solos. Ao final, os resultados obtidos com esta abordagem foram comparados com um mapa obtido de forma convencional, por meio de análise de correlação, exatidão global, exatidão do ponto de vista do usuário e índice *kappa*.

FIGURA 3 – DIAGRAMA DE BLOCOS DAS ETAPAS DO TERCEIRO ARTIGO



Ao final dos três artigos são apresentadas as conclusões gerais, que mostram os principais resultados, as limitações e as recomendações para trabalhos futuros.



## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

CAMARGO, E. C. **Relações entre os solos as superfícies geomórficas e a geologia de uma área no município de Arapoti - PR.** Curitiba, 1986. 148f. (Mestrado em Ciência do Solos) – Universidade Federal do Paraná - UFPR.

COZZOLINO, V. M. N. & NOGAMI, J. S. Classificação geotécnica MCT para solos tropicais. Solos e Rochas, **Revista Brasileira de Geotecnia**. ABMS/ABGE, v. 16, n. 2, p. 77-91, 1993.

DIAS, R. D. & MILITITSKY, J. Metodologia de classificação de unidades e perfis geotécnicos desenvolvidos na URGs. Solos e rochas. **Revista Brasileira de Geotecnia**. ABMS/ABGE, v. 17, n. 2, p. 93-110, 1994.

DOBOS, E. ; MARION, E. M.; BAUMGARDNER, L. B.; TODD, H. Use of combined digital elevation model and satellite radiometric data for regional soil mapping. **Geoderma**, v.97, p.367-391, 2000.

IBAÑEZ, J. J.; ZINCK, J. A. & JIMÉNEZ-BALLESTA, R. Soil survey: old and new challenges. In: ZINCK, J. A. Soil survey: perspectives and strategies for the 21<sup>st</sup> century. **ITC Publication**, Enschede, The Netherlands, n.21, p.7-14, 1993.

KERTZMAN, F.F.; DINIZ, N. C. As abordagens de solos utilizadas na geologia aplicada ao meio ambiente. In: **Curso de Geologia aplicada ao meio ambiente**. Associação brasileira de geologia de engenharia, IPT divisão técnica, p. 19-30, 1995.

ZHU, A.X ; HUDSON, B; BURT, J.; LUBICH, K.; SIMONSON, D. Soil mapping using GIS, expert knowledge, and fuzzy logic. **Soil Science Society of American Journal**. v.65, p.885-894, sep/oct 2001

ZINCK, J. A. **Soil Survey: epistemology of a vital discipline**. Enschede, The Netherlands: ITC, 1990. 40p.

## **CAPÍTULO 1**

### **ATRIBUTOS DO RELEVO DERIVADOS DE MODELO DIGITAL DE ELEVAÇÃO E SUAS RELAÇÕES COM SOLOS**

#### **RESUMO**

O presente estudo aborda as relações entre solos e atributos do relevo derivados de um modelo digital de elevação (MDE) numa área localizada sobre a Formação Guabirotuba, aluviões e depósitos coluvionares secundários. A partir do MDE derivaram-se seis atributos primários: elevação, declividade, radiação solar, plano e perfil de curvatura e orientação das vertentes e um secundário, o índice de umidade (TWI). Foram avaliadas as interações que ocorrem entre geologia e os atributos derivados do MDE com os solos da área. Os resultados mostraram que a geologia juntamente com o TWI está estreitamente relacionada com os solos de caráter hidromórfico. Os Latossolos estão predominantemente em plano de curvatura divergente e planar e em perfil de curvatura retilíneo. As unidades de Cambissolos em plano divergente e perfil côncavo retilíneo, enquanto que a associação de Gleissolos e Organossolos em plano convergente e perfil côncavo. As vertentes mais declivosas orientadas para o sul apresentaram solos com matiz entre 7,5 YR a 10 YR, mais amarelados. Os solos com caráter hidromórfico e os Latossolos localizam-se em relevos mais aplainados enquanto os Cambissolos estão nas maiores declividades. As posições mais elevadas e preservadas dos processos de entalhamento da paisagem apresentam predominantemente Latossolos. Os Cambissolos estão em posições intermediárias e nas cotas inferiores encontram-se os solos de caráter hidromórfico.

**Palavras-chave:** relações solo geomorfologia, modelo digital de elevação, Formação Guabirotuba, solos e paisagem.

## ABSTRACT

The present study approaches the relationships between soils and attributes of the landscape derived from a digital elevation model (DEM) in a area over the Guabirotuba Formation formed by alluvial and secondary deposits colluvial fans deposits. Starting from the digital elevation model we did derived six primary landscape attributes: elevation, slope, global solar radiation, planar and profile curvature. A secondary attribute, the topographical index of humidity (TIW) was also created. The eventual interactions between geology and derived attributes of DEM with the soils mapped in the area were evaluated. The results showed that combination of the geology and TWI data can explain occurrence of Gleysols and Histosols. The major soils formations were located in the following conditions: Ferralsols – planar slope profile or profiles of divergent and convex curvature; Cambisols – concave profiles with curvature convergent/divergent; and the association Gleysols and Histosols slopes profiles with convergent curvature and also planar and flat fields. The steep slopes facing south presented matiz between 7,5 YR - 10 YR, yellowish soil color. The Ferralsols class and soils with hydromorphic character were located in flat landscapes while Cambisols were situated over the steeper slopes. The higher surfaces which represent, well preserved soil against loss, had predominantly Ferralsols. The Cambisols were situated in intermediate positions and in the lowest altitudes were found soils of hydromorphic character.

**Key words:** soil geomorphology relationship, Digital elevatio model, Guabirotuba Formation, soils and landscapes.

## 1 INTRODUÇÃO

Os modelos solo-relevo mais quantitativos estão se tornando conhecidos como novo paradigma para o levantamento de solos, assim como para embasar o entendimento e predição dos padrões naturais do solo e já fazem parte das tendências dos levantamentos (HUDSON, 1992).

As diferentes variáveis passíveis de obtenção num Sistema de Informações Geográficas (SIG) podem dar suporte à classificação da paisagem, fornecendo uma segmentação da mesma em ambientes topográficos distintos. Como exemplo da obtenção digital de informações do modelado superficial, a identificação de unidades de relevo vem sendo desenvolvida em ambiente computacional, amenizando a demanda de trabalho manual e sua subjetividade (GILES & FRANKLIN, 1998).

Segundo BIRKELAND (1984), a distribuição dos solos na paisagem reflete a influência dos vários fatores de formação e está relacionada com combinações entre condições microclimáticas, pedogênese, relevo e processos geológicos superficiais. As formas do relevo, por exercerem influência no fluxo da água, energia e nos processos de redistribuição de material nas vertentes, que controlam sobremaneira esta distribuição.

GOBIN *et al.* (2001) afirmam também que o movimento da água nas paisagens é o principal responsável pelo processo de desenvolvimento do solo. Por isso, compreender as formas do relevo permite fazer inferências e predições sobre os atributos do solo em diferentes segmentos de vertentes.

As características do relevo estão diretamente relacionadas com os processos de formação do solo e possuem um grande potencial para serem utilizadas na elaboração de levantamentos de solos (KLINGEBIEL *et al.* 1987). Estas podem ser divididas em atributos primários ou secundários. Os primários são diretamente calculados a partir do Modelo Digital de Elevação (MDE) e incluem variáveis como declividade, orientação das vertentes, elevação, plano e perfil de curvatura, comprimento do caminho do fluxo e área específica de contribuição. Os secundários incluem índice de umidade, índice de transporte de sedimentos e outros (MOORE *et al.*, 1993). Dentre estes atributos a elevação, declividade e orientação, são reconhecidos como os mais efetivos para a realização de levantamentos de solos de média escala (CHAGAS, 2006).

Para definir unidades básicas para o mapeamento geomorfológico e pedológico DIKAU (1989) demonstrou como o MDE poderia ser aplicado na quantificação do relevo. Os principais atributos de relevo utilizados para definir estas unidades de relevo foram declividade, plano e perfil de curvatura. Esta abordagem fornece uma base sistemática para derivação de complexas unidades de relevo que podem ser utilizadas para auxiliar na estratificação de atributos do solo.

ODEH *et al.* (1991) destacaram a importância do delineamento de unidades de paisagem para a projeção dos padrões de amostragem nos levantamentos de solos, com o objetivo de diminuir o erro por extrapolação e, portanto, a classificação equivocada dos solos. Encontraram que a declividade e a curvatura explicam grande parte da variabilidade dos solos da área estudada. O uso da declividade, da orientação e da elevação nos levantamentos de solos é praticamente generalizado. MCBRATNEY *et al.* (2003) usaram a informação topográfica para o zoneamento de uma região com o objetivo de melhorar a representação de atributos do solo mapeados geoestatisticamente.

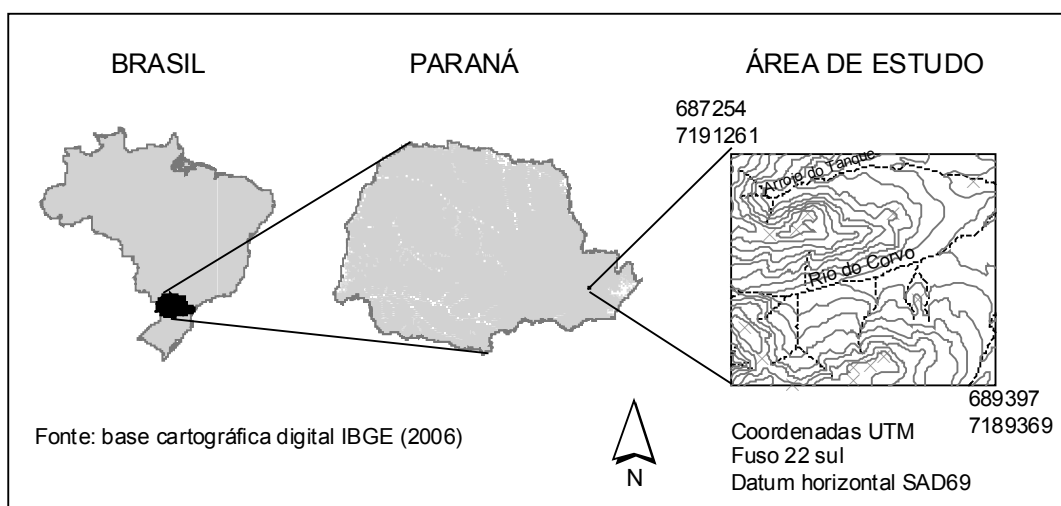
Classificando formas de relevo (geoformas) em correspondência com os tipos de solos (pedoformas) numa microbacia no Município de Viçosa (Estado de Minas Gerais), IPPOLITI *et al.* (2005) encontraram que a declividade e o perfil topográfico foram os principais fatores de relevo que influenciaram na distribuição dos solos na região estudada.

Considerando que os solos refletem, em geral, a contribuição das litologias subjacentes e da geomorfologia, objetiva-se nesse trabalho observar a influência de atributos do relevo derivados de Modelo digital de elevação e da geologia na distribuição dos solos numa paisagem sobre a Bacia Sedimentar de Curitiba.

## 2 MATERIAL E MÉTODOS

O presente estudo foi desenvolvido numa área de 303,4 ha, situado na bacia hidrográfica do rio Canguiri, localizada entre as coordenadas UTM de 687254m a 689397m e 7191261m a 7189369m, fuso 22 sul (Figura 1).

FIGURA 1 – LOCALIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO.



Situa-se sobre a Bacia Sedimentar de Curitiba, que segundo SALAMUNI *et al.* (1999), é composta por diversas unidades geológicas e os sedimentos são depositados, em discordância erosiva, diretamente sobre as rochas do embasamento.

O mapa geológico da área estudada na escala 1:20 000 foi adaptado de SALAMUNI *et al.* (1999), onde foram representadas as unidades geológicas da área, compostas da Formação Guabirota, com aluviões e depósitos coluvionares secundários.

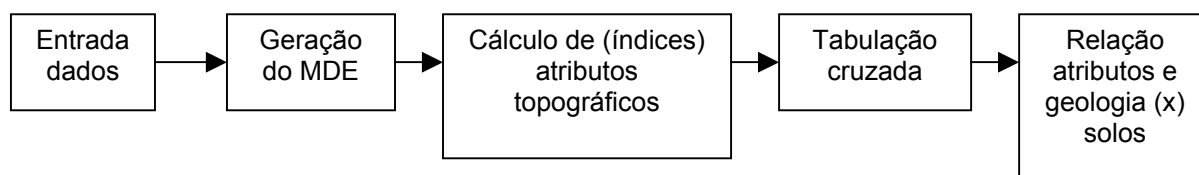
O clima, segundo a classificação de Koppen, é classificado como Cfb, caracterizado por apresentar precipitação média anual de 1400 mm, temperatura mínima média de 12,5°C e temperatura máxima média de 22,5°C, estando sujeito a geadas severas (mais de cinco por ano) (IAPAR, 2006). MAACK (1981) cita que a cobertura vegetal de grande parte da Região Metropolitana de Curitiba era composta por campos limpos ou estepes com manchas compostas de Floresta Ombrófila Mista (Floresta com Araucária) geralmente no entorno das nascentes ou nas margens dos rios, constituindo as florestas ripárias.

Atualmente a intensa ação antrópica, na área em estudo, tem descaracterizado a paisagem natural, onde os campos naturais deram lugar a áreas de agricultura, pastagem e florestamento composto por *Pinus sp* e, as áreas de vegetação ripária encontram-se em processo de regeneração (estágio médio de desenvolvimento).

As informações de referência para a geração do Modelo de Elevação Digital (MDE) foram extraídas de mapa planialtimétrico da COMEC (1976), na escala 1:10 000, com equidistância das curvas de nível de 5 metros.

As bases de dados foram geradas em programa computacional ArcView da ESRI (1999). As informações pedológicas utilizadas foram de SUGAMOSTO (2002), escala 1:10 000, segundo a classificação da EMBRAPA (1999). Foram também efetuadas descrições morfológicas e coletas georreferenciadas de 10 perfis de solos em campo segundo (SANTOS *et al.*, 2005) para caracterização química e granulométrica visando melhorar o delineamento das unidades de mapeamento de Cambissolos Latossólicos e Latossolos da área. Estas amostras adicionais foram acrescentadas as 39 amostras existentes. As etapas do trabalho estão apresentadas no bloco diagrama ilustrado na figura 2.

FIGURA 2 – DIAGRAMA DE BLOCOS DAS ETAPAS DO TRABALHO.



As representações do relevo utilizadas foram obtidas a partir de um MDE, que segundo MONTGOMERY (2003), é uma representação espacial da superfície a partir de pontos que descrevem a elevação tridimensional de uma grade de dados a intervalos regulares ou irregulares. Seu processo de elaboração é dividido em três etapas: aquisição dos dados planialtimétricos secundários, geração da grade e derivação dos atributos do relevo.

Os atributos do relevo, obtidos a partir do MDE, utilizados na avaliação da relação com os solos são: elevação, declividade, orientação, plano e perfil de curvatura, radiação solar e índice topográfico de umidade.

A declividade é definida por BURROUGH (1986) como sendo um plano tangente a superfície, expresso como a mudança de elevação sobre certa distância, representada no formato digital na resolução de uma grade regular, adotada de 5 m para a área de estudo.

A orientação das vertentes, segundo CHAGAS (2006), é um atributo primário de relevo pouco explorado no estudo das relações solo paisagem no Brasil, talvez devido à dificuldade de sua obtenção pelo método tradicional da fotointerpretação. Ela está relacionada diretamente com aspectos importantes como evapotranspiração, insolação, teor de água no solo e conseqüentemente com os atributos do solo e potencial agrícola (MOORE *et al.*, 1993).

O plano de curvatura e o perfil de curvatura representam as formas do relevo, sendo importantes atributos na distinção de unidades geomorfológicas. O primeiro se refere à forma da vertente, analisada em perfil, podendo ser convexa, côncava ou retilínea e o segundo à forma da vertente, em plano, podendo ser convergente, divergente ou planar.

A elevação apresenta a distribuição das classes de altitudes, ou dos patamares hipsométricos, em intervalos verticais eqüidistantes.

O índice topográfico de umidade (TWI) é usado para caracterizar a distribuição espacial de zonas de saturação superficial e conteúdo de água nas paisagens. Sua aplicação é para a separação dos solos com caráter hidromórfico, que ocorrem em relevo plano, de outras classes de solos que ocorrem em área planas e suave onduladas. O TWI é definido como uma função da declividade e da área de contribuição por unidade de largura ortogonal à direção do fluxo. Em estudo realizado em uma topossequência no Colorado, MOORE *et al.* (1993) verificaram que o TWI e a declividade foram os atributos do relevo que mais se correlacionaram com os atributos medidos no solo. Tal índice é obtido conforme a equação:

$$TWI = \ln(A_s/\tan\beta)$$

Onde:  $A_s$  é a área de contribuição x tamanho da célula do grid em m<sup>2</sup>;  $\beta$  é a declividade da célula.

A radiação solar é fonte primária para processos físicos e biológicos que ocorrem no planeta. Há, pois de acordo com a exposição, se norte ou sul, principalmente, com o declive e época do ano, uma grande variação na energia recebida pelo sistema solo. Segundo RESENDE (1986) a radiação recebida por uma superfície devido aos diferentes declives e exposições e latitudes muito influenciam



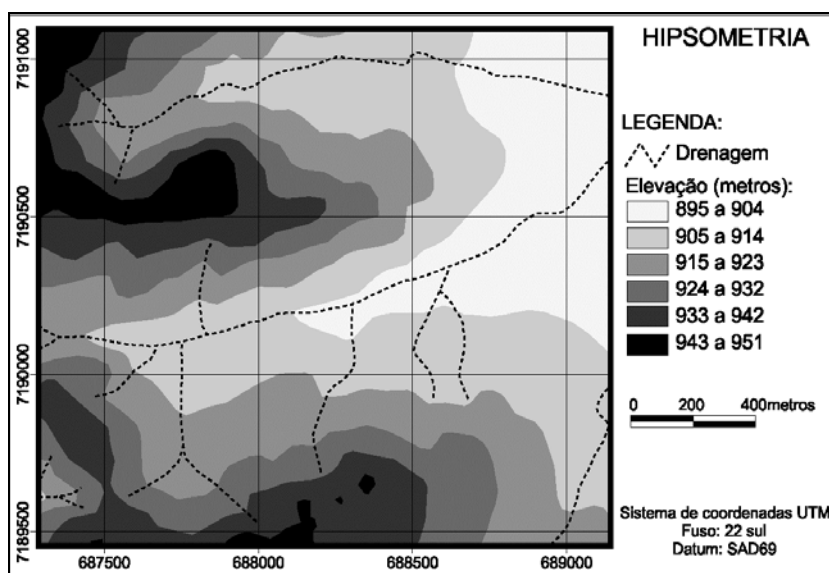
no pedoclima e por consequência nas características do solo. No hemisfério sul as encostas orientadas para o norte são tradicionalmente reconhecidas como superfícies de radiação mais elevada. Neste trabalho, o potencial de radiação solar anual incidente foi calculado adaptando método descrito por McCUNE e KEON (2002) que fornece a radiação sobre as diferentes encostas. Porém, este apresenta limitações, pois não leva em consideração diferenças regionais dos coeficientes atmosféricos, cobertura de nuvens e sombreamento devido ao relevo.

### 3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

A partir da verificação das relações existentes, por tabulação cruzada, entre material de origem, solos e atributos do relevo derivados do MDE foram identificadas as diferentes condições que ajudam a compreender a distribuição dos solos com distintas características na paisagem.

As amplitudes de elevação, na área de estudo, variam de 895 a 951 m, com média de 922m (Figura 3). As menores altitudes estão localizadas a leste e no centro da área. As maiores, a noroeste, sul e sudoeste. O relevo apresenta predomínio de interflúvios suavemente ondulados e intercalados por vales de fundo chato amplo, bem como pequenas variações locais para um relevo ondulado na porção central e noroeste, onde o trabalho de dissecação produzido por cursos fluviais menores resultou na conformação de pequenas ombreiras. A variação altimétrica é pequena, sendo que 45% da área apresenta altitude entre 905 e 923 m. As altitudes inferiores a 905 m representam 10% da área, enquanto que as superiores a 924m representam 45%.

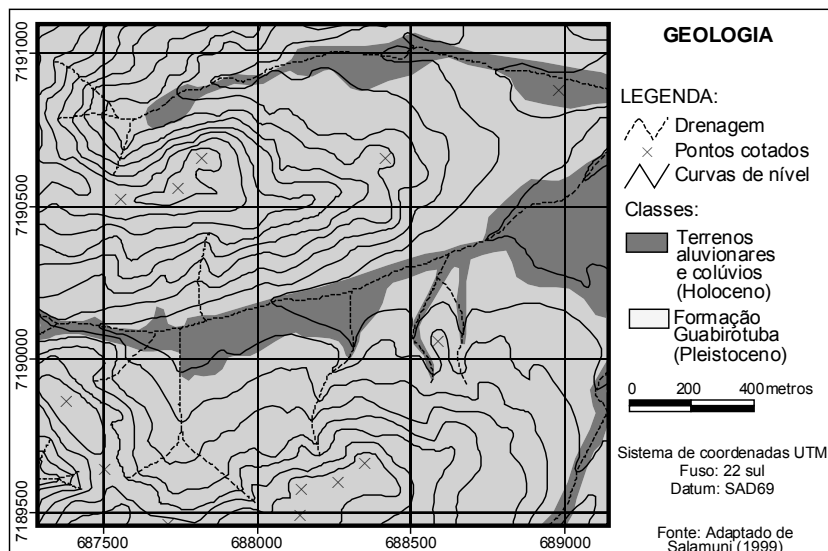
FIGURA 3 – MAPA HIPSOMÉTRICO.



A declividade é considerada um dos mais importantes atributos topográficos primários que controlam os processos pedogenéticos, segundo GALLANT e WILSON (2000) ela afeta diretamente a velocidade do fluxo superficial e subsuperficial de água e conseqüentemente, o teor de água no solo, o potencial de erosão/deposição dentre outros processos importantes na formação dos solos.

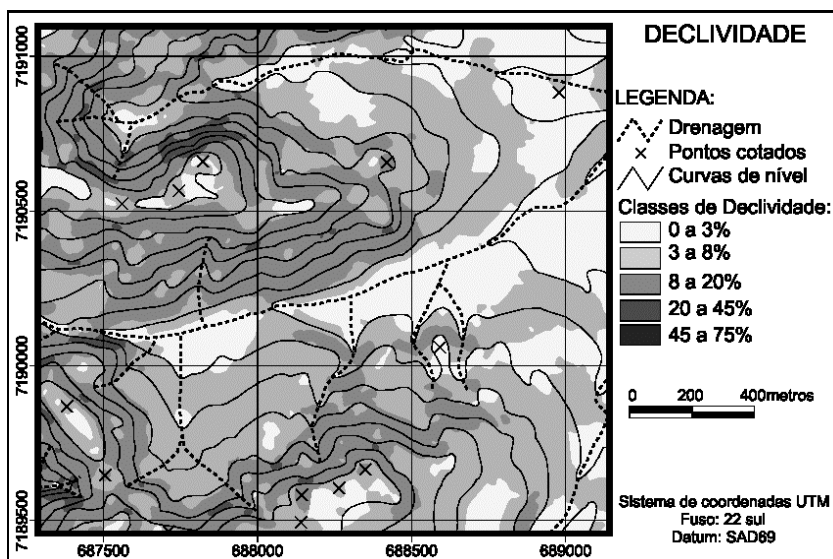
Na área estudada os maiores declives estão associados sempre com o Pleistoceno. Os relevos aplainados com o Holoceno (Figura 4).

FIGURA 4 – MAPA GEOLÓGICO.



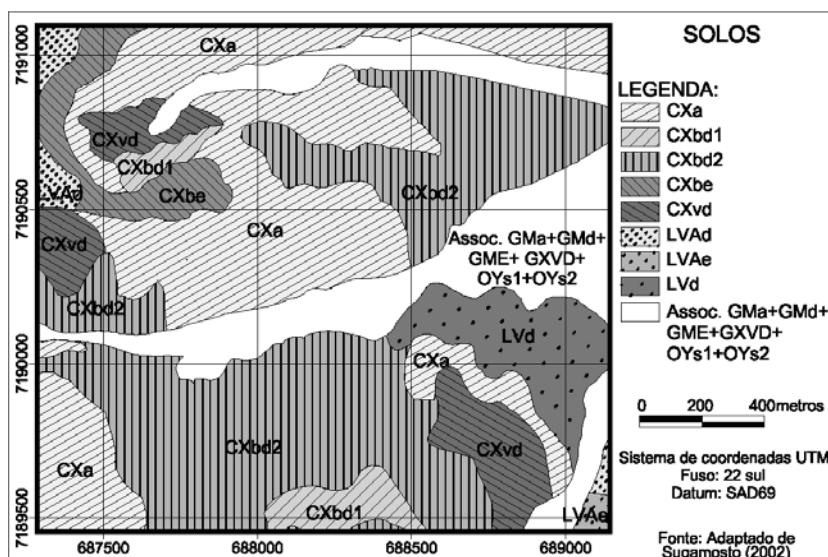
Os maiores declives (Tabela 1) representam 24% da área com inclinações superiores a 8% e inferior a 45%, respectivamente relevo ondulado e forte ondulado. Os menores declives estão associados às áreas com idade do Quaternário (Holoceno), de terrenos aluvionares e colúvios. As menores declividades entre 0 e 8% representam 76% da área, sendo distribuídas em relevo plano e suave ondulado (Figura 5).

FIGURA 5 – MAPA DE CLASSES DE DECLIVIDADE.



Dentre os solos mapeados (Figura 6), aqueles com caráter hidromórfico (associação de Gleissolos e Organossolos) estão 93% localizados nas porções de altitudes inferiores a 914m (Tabela 1). Nesta unidade de solos a fase de relevo varia de plano a suave ondulado, e com 97% de sua ocorrência em declive inferior a 8%.

FIGURA 6 – MAPA DE SOLOS ADAPTADO DE SUGAMOSTO (2002)



Sobre os aluviões e depósitos coluvionares secundários localizam-se solos com caráter hidromórfico sendo que os demais solos estão sobre a Formação Guabirotuba.

A tabela 1 mostra que os Cambissolos estão predominantemente associados a declividades acima de 3% e posições hipsométricas variadas entre 915 a 951. Os Latossolos ocorrem preferencialmente associados às declives inferiores a 8%. No entanto, ocorrem nos terrenos com elevações acima de 943m, porém quando associados aos colúvios aparecem nas posições mais baixas, abaixo de 923m. Os solos de caráter hidromórfico ocorrem exclusivamente nas posições hipsométricas inferiores a 914m e com declividade menor que 8%.

Nas unidades de solos mapeadas, o Cambissolo Háplico Alumínico típico (CXa) aparece predominantemente em declividade inferior a 8% e amplamente distribuído nas classes hipsométricas de 905 a 942 m de altitude (Tabelas 1 e 2).

O Cambissolo Háplico Tb Distrófico típico (CXbd1) predomina em declividades de 8 a 20%, porém é significativo nas classes abaixo. Sua hipsometria concentra-se na classe de 933 a 932m. O Cambissolo Háplico Tb Distrófico

latossólico (CXbd2) encontra-se predominantemente na declividade de 3 a 8% com valores hipsométricos entre 915 a 923 m. O Cambissolo Háplico Tb Eutrófico típico (CXbe) se distribui nas declividades de 8 a 20% e situa-se totalmente acima da elevação 933m, porém concentra-se entre 943 a 951 m.

TABELA 1: RELAÇÃO DAS CLASSES DE ATRIBUTOS DO RELEVO E DE ÍNDICES DERIVADOS COM AS UNIDADES DE MAPEAMENTO DE SOLOS.

Atributos do relevo e índices derivados		Percentual de ocorrência das classes de atributos do relevo e de índices derivados nas unidades de mapeamento de solos									
		CXa	CXbd1	CXbd2	CXbe	CXvd	LVA	LVAe	LVd	Ass. OY+	% total
		%	%	%	%	%	%	%	%	%	atributos e índices
Elevação (m)	895 a 904	8	0	12	0	0	0	0	14	54	10
	905 a 914	26	0	22	0	4	13	3	86	39	21
	915 a 923	24	0	33	0	58	0	97	0	7	24
	924 a 932	21	12	23	0	28	0	0	0	0	9
	933 a 942	20	74	9	40	10	2	0	0	0	17
	943 a 951	1	14	1	60	0	85	0	0	0	18
Declividade	0 a 3%	67	14	11	14	10	33	63	47	68	36
	3 a 8%	30	32	58	29	52	44	37	49	29	40
	8 a 20%	2	52	30	57	36	23	0	4	2	23
	20 a 45%	1	2	1	0	2	0	0	0	1	1
	45 a 75%	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Orientação	Leste	20	23	31	38	40	30	51	34	25	32
	Norte	31	46	54	21	34	30	48	64	66	44
	Oeste	7	8	5	7	2	1	1	2	2	4
	Sul	42	23	10	34	24	39	0	0	7	20
Plano	Convegente	40	48	42	45	36	43	28	18	48	39
Curvatura	Planar	12	2	13	7	12	16	72	27	40	22
	Divergente	48	50	45	48	52	41	0	55	12	39
Perfil	Côncavo	51	36	55	29	55	12	36	43	53	41
Curvatura	Retilíneo	43	58	35	71	38	80	64	34	15	49
	Convexo	6	6	10	0	7	8	0	23	32	10
Índice de Umidade	<11	84	96	78	96	86	92	69	71	29	78
	>11	16	4	22	4	14	8	31	29	71	22
Radiação Solar	<0,96	40	52	7	35	23	31	80	34	3	34
MJ cm <sup>-2</sup> ano <sup>-1</sup>	0,97 A 1,0	27	48	26	37	25	45	20	66	65	40
	>1	33	0	67	28	52	24	0	0	32	26

Na tabela 2 verifica-se que o Cambissolo Háplico Ta Distrófico típico (CXvd) predomina nas declividade de 3 a 8% e na classe hipsométrica de 915 a 923 m,

enquanto que o Latossolo Vermelho-Amarelo Distrófico típico (LVAd) apresenta-se ocorrendo predominantemente em paisagem com declividade inferior a 8% e com valores hipsométricos entre 943 a 951m. O Latossolo Vermelho-Amarelo Eutrófico câmbico (LVAe) situa-se na sua totalidade em declive inferior a 8% e sua maior área encontra-se em elevações entre 915 a 923m, porém tem pequena ocorrência entre 905 a 914m. O Latossolo Vermelho Distrófico típico (LVd) encontra-se na sua grande maioria em declividades inferiores a 8% e possui valores hipsométricos totalmente concentrados abaixo de 914 m.

**TABELA 2: UNIDADES DE SOLOS, GEOLOGIA E ATRIBUTOS DO RELEVO E ÍNDICES DERIVADOS PREDOMINANTES.**

Unidade de mapeamento	Declividade %	Elevação m	Orientação	Geologia	Plano curvatura	Perfil curvatura	Radiação global MJ cm <sup>-2</sup> ano <sup>-1</sup>	TWI
Associação OY+GM+GX	<3	895-914	N	ADCS	conv./pla	côn.	0,96-1,0	>11
CXa	<8	905-942	S	G	diver./conv.	côn./ret.	0,65-0,96	<11
CXbd1	8-20	933-942	N	G	diver./conv.	ret.	0,65-1,00	<11
CXbd2	3-8	915-923	N	G	diver./conv.	côn.	1,00-1,11	<11
CXbe	8-20	943-951	L/S	G	diver./conv.	ret.	0,96-1,00	<11
CXVd	3-8	915-923	L/N	G	diver./conv.	côn.	1,00-1,11	<11
LVAd	<8	943-951	S	G	conv./diver.	ret.	0,96-1,00	<11
LVAe	<8	915-923	L/N	G	pla.	ret.	0,65-0,96	<11
LVd	<8	905-914	N	G	diver.	côn./ret	0,96-1,00	<11

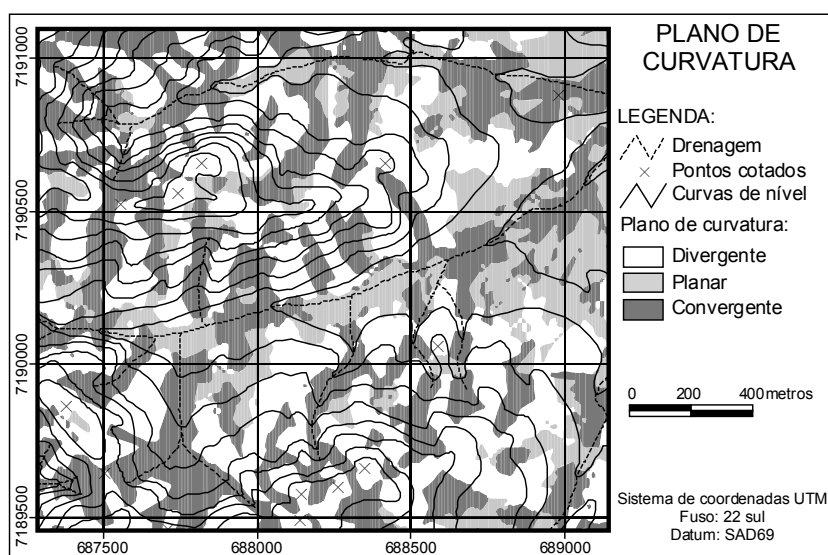
conv.= convergente, diver.=divergente, pla.=planar, côn.= côncavo, convx.=convexo, ret.=retilíneo, G = Formação Guabirotuba, ADCS= Aluviões e depósitos coluvionares secundários, N=norte, S=sul, L=leste.

O plano de curvatura se refere ao caráter divergente ou convergente dos fluxos de matéria e energia nas vertentes, em projeção horizontal (Figura 7). As áreas convergentes representam os vales e as divergentes os interflúvios. A curvatura horizontal está relacionada aos processos de migração e acúmulo de água, minerais e matéria orgânica no solo através da superfície e subsuperfície, proporcionados pela gravidade, desempenhando importante papel sobre o balanço hídrico e os processos de pedogênese (VALERIANO & CARVALHO JÚNIOR, 2003). Na área de estudo, os resultados obtidos mostram que 38,7% das vertentes são convergentes, 39% são divergentes e 22,3% são planares (Tabela 1).

Foram verificadas relações entre o plano de curvatura ou curvatura horizontal e a espessura dos solos, pois de acordo com HALL & OLSON (1991) a força erosiva causada pela concentração de água nas encostas côncavas é considerável e a remoção do material do solo pode ser bastante expressiva, ocorrendo com tanta

intensidade que promove um constante rejuvenescimento dos solos. Como regra geral, na área estudada, os solos mais profundos e evoluídos, os Latossolos, ocupam encostas divergentes e planares, ocorrendo também uma classe (LVAd) proporcionalmente distribuída em planos convergentes (43%) e divergentes (41%), Os solos menos desenvolvidos e mais rasos (Câmbissolos) tendem a ocorrer distribuídos nas convergências e divergências. A ocorrência de Cambissolos, em plano divergente não concorda com CHAGAS (2006), que afirma que os solos menos desenvolvidos ocorrem em condições de plano convergente. Segundo o mesmo autor esta ocorrência está relacionada com a declividade e com o maior fluxo convergente de água nestas áreas, motivo que favorece a morfogênese, levando estes solos a um constante rejuvenescimento por erosão.

FIGURA 7 – MAPA DO PLANO DE CURVATURA DAS VERTENTES.



Embora nos Latossolos não exista predominância de algum plano de curvatura, as tabelas 1 e 2 mostram que os Cambissolos se apresentaram nos planos de curvatura horizontal divergente em maior proporção e convergente em menor, porém em valores absolutos muito próximos. A associação Gleissolos e Organossolos concentra-se em planos convergentes e planares. As unidades pedológicas CXa, CXbd1, CXbd2, CXbe, CXvd e LVd apresentaram discreto predomínio nos planos de curvatura divergente, as unidades LVAe e LVAd em planar e convergente.

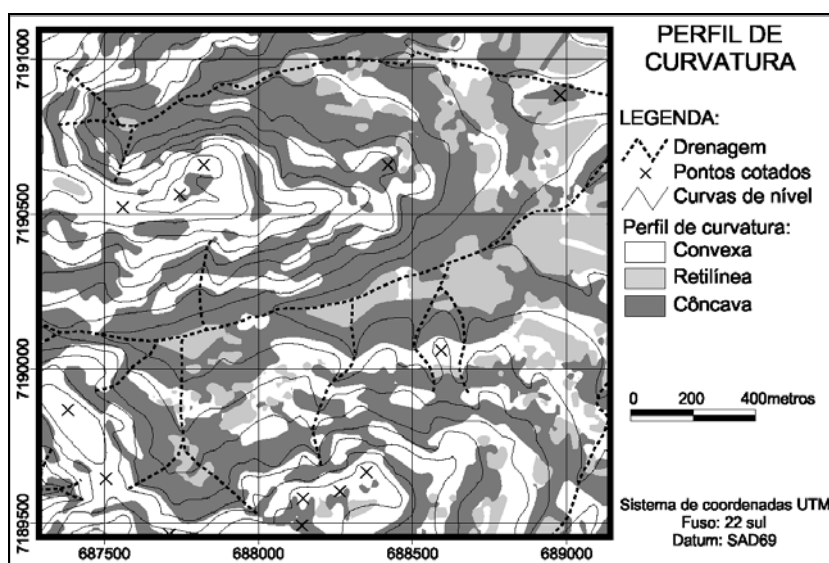
O perfil de curvatura (ou curvatura vertical) se refere à forma da vertente, podendo ser convexa, côncava ou retilínea, ao ser analisada em perfil. Esta variável

está relacionada aos processos de migração e acúmulo de água, minerais e matéria orgânica no solo através da superfície, proporcionados pela gravidade. Associada a orientação de vertentes, o perfil de curvatura desempenha também importante papel sobre a evapotranspiração e o balanço hídrico (VALERIANO, 2003).

As formas de perfil e plano de curvatura de uma encosta podem influenciar grandemente na distribuição lateral dos processos pedológicos, hidrológicos e geomorfológicos e, por conseguinte, os solos que resultam das interações entre esses processos (PENNOCK *et al.*, 1987). Essa influência, segundo CHAGAS (2006), tem sido relacionada, principalmente, ao controle que as formas côncavas e convexas exercem sobre a distribuição de águas e materiais solúveis das partes mais elevadas para as mais baixas.

Os resultados obtidos para o perfil da curvatura mostram que as encostas retilíneas predominam com 48,7%, as concavas com 41,1% e as convexas com 10,2% (Figura 8 e Tabelas 1 e 2).

FIGURA 8 – MAPA DO PERFIL DE CURVATURA DAS VERTENTES



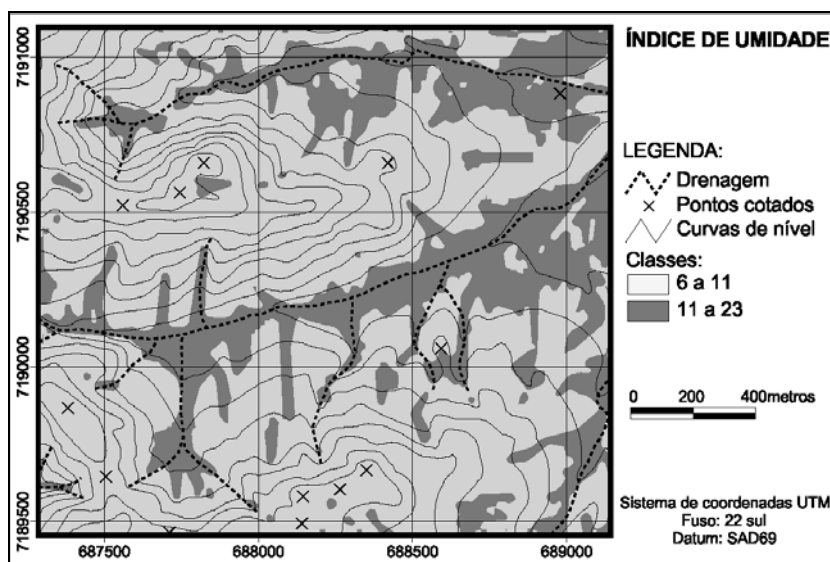
Nas tabelas 1 e 2 constata-se que os Cambissolos se encontram distribuídos em perfis de curvatura côncavos e retilíneos, igualmente para os Latossolos. A associação Gleissolos e Organossolos em perfil côncavo. A unidade pedológica CXa apresenta perfil côncavo e retilíneo, CXbd1 e CXbe perfil retilíneo. CXbd2, CXvd e LVd perfil côncavo. A LVAd, LVAe perfil retilíneo.



A relação do atributo perfil de curvatura com as unidades de solos resultaram em três unidades de Cambissolos predominando em perfil côncavo e duas em retilíneo. Os Latossolos encontram-se preferencialmente em perfil retilíneo (LVAd 80% e LVAe 64%), no entanto a unidade LVd encontra-se 77% distribuída em perfil côncavo e retilíneo. Os solos de caráter hidromórfico se encontram 53% em perfil côncavo.

O TWI é muito usado para identificar áreas úmidas (GEISSLER *et al.*, 1995). Na área estudada os valores obtidos para este índice variam de 6,69 a 23,07, com um valor médio de 14,88, sendo que 78% das células da área têm valor menor que 11 (Figura 9 e Tabelas 1 e 2).

FIGURA 9 – MAPA DO ÍNDICE DE UMIDADE ( $Twi = \ln(as/\tan\beta)$ )



Os resultados obtidos para este índice são numericamente semelhantes aos valores encontrados por MOORE *et al.* (1993) e CHAGAS (2006), ou seja, os valores elevados de TWI estão associados a relevo plano e áreas de várzea, onde são encontrados Organossolos e Gleissolos, ou áreas côncavas, que favorecem ao acúmulo de água no solo. Este atributo demonstrou, na unidade dos solos com caráter hidromórfico, 71% de coincidência com a classe superior a 11. Nas demais unidades pedológicas o predomínio foi na classe inferior a 11 (Tabelas 1 e 2). A unidade de mapeamento, associação Gleissolos e Organossolos apresentou estreita relação com o de índice de umidade, uma vez que 71% desses solos estão contidos no índice superior a 11. Os 29% restantes estão nas unidades LVd e CXbd2, que

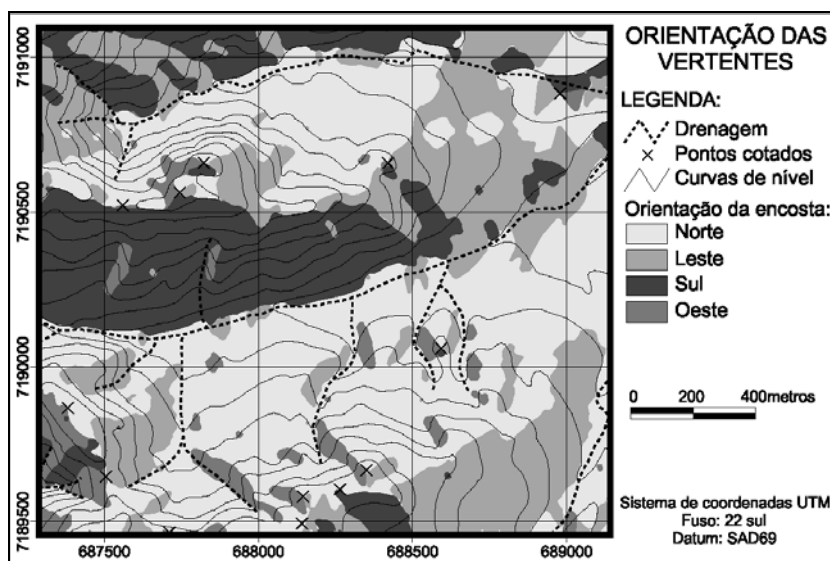
estão na vizinhança com características de relevo semelhantes, porém com litologia distinta, e na LVAe localizada em topos aplainados, onde o índice também apresentou valores elevados.

Como TWI foi obtido a partir de MDE derivado de mapa planialtimétrico na escala 1:10 000, com eqüidistância vertical das curvas de nível de 5 m, existem imperfeições em seus resultados. Provavelmente essas imperfeições são oriundas da generalização de aspectos da paisagem, devido sua escala. Se o mapa de referência apresentasse maior detalhe, provavelmente os limites seriam mais precisos.

O relevo é um dos principais fatores que influencia na distribuição da insolação na paisagem. Assim, a variação na elevação e orientação das vertentes associada à declividade, interfere no sombreamento causado por feições geomorfológicas, resultando em fortes gradientes locais. Tais gradientes causam elevada heterogeneidade espacial e temporal na distribuição da energia e no balanço de água, que influencia no regime de temperatura do ar e do solo, evapotranspiração, umidade do solo e energia disponível para fotossíntese. Com isso, estes fatores, afetam o padrão espacial dos processos naturais, dentre eles a distribuição das propriedades dos solos (FU & RICH, 1999).

O atributo orientação das vertentes foi organizado em quatro classes: norte (NW315°-NE45°), leste (NE45°-SE135°), sul (SE135°-SW225°) e oeste (SW225°-NW315°) (Figura 10).

FIGURA 10 – MAPA DE ORIENTAÇÃO DAS VERTENTES

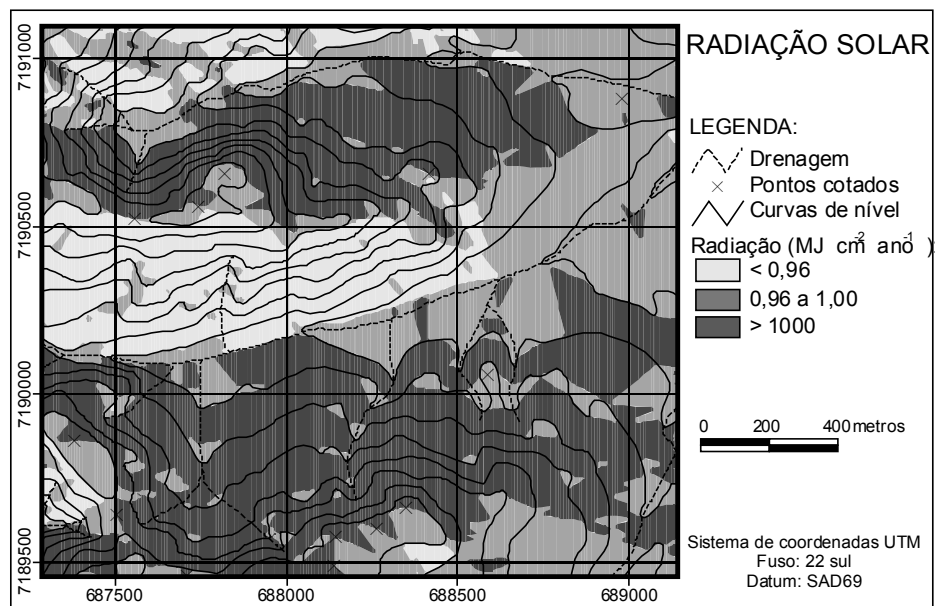


Os resultados mostraram na área o predomínio das classes norte e leste, respectivamente 44% e 32%. Estes resultados indicam uma inclinação da área em relação ao nível de base local, localizado a E. A orientação sul representa 20% e oeste 4% (Figura 10 e Tabelas 1 e 2).

No mapa de radiação solar (Figura 11) os valores variam de 0,65 a 1,11 MJ cm<sup>-2</sup> ano<sup>-1</sup>, com uma média aproximada de 0,88 MJ cm<sup>-2</sup> ano<sup>-1</sup>, sendo que 40% das células apresentam valores entre 0,96 a 1,00 MJ cm<sup>-2</sup> ano<sup>-1</sup>. Na área, os valores mais elevados são encontrados nas porções mais aplainadas e voltadas para o N/NE e, onde não existe um sombreamento maior do relevo. As regiões de menor radiação global são encontradas nas encostas com declividade elevadas e com suas faces voltadas para o S e SW.

Na análise da radiação global que chega às diferentes encostas da área (Figura 11) e através de uma tabulação cruzada observa-se que as encostas voltadas para leste apresentam valores superiores a 0,96 MJ cm<sup>-2</sup> ano<sup>-1</sup>, em 97% da sua superfície.

FIGURA 11 – MAPA DE RADIAÇÃO SOLAR



Nas encostas voltadas para o norte em 100% da sua superfície a radiação está acima de 0,96 MJ cm<sup>-2</sup> ano<sup>-1</sup> e as voltadas para oeste em 91% de suas superfícies entre os valores de 0,96 a 1,11 MJ cm<sup>-2</sup> ano<sup>-1</sup>. Todas as encostas acima apresentam valores mais elevados do que as encostas voltadas para o sul, que apresentam menor radiação solar, pois em 80% de suas superfícies a radiação é

inferior a  $0,96 \text{ MJ cm}^{-2} \text{ ano}^{-1}$ , e os outros 20% estão entre  $0,96$  e  $1,00 \text{ MJ cm}^{-2} \text{ ano}^{-1}$ . Isto ilustra a grande variação da radiação solar diretamente incidente sobre o solo, ainda que se trate de uma área de topografia relativamente suave e posicionada pouco abaixo do Trópico de Capricórnio (paralelo  $25^\circ$ ).

Em relação à orientação das vertentes e ao aspecto radiação solar, as unidades de solos se distribuem de forma variada, embora que a maioria dos Cambissolos ocorram em vertentes voltadas para o norte e leste. Fato semelhante também ocorre com os Latossolos, pois das três unidades mapeadas, duas estão voltadas para o norte. A associação de solos com caráter hidromórfico também predomina em orientação norte. Esta predominância está relacionada com a inclinação geral da área que é voltada para o leste, devido ao nível de base local.

Apesar dos atributos de orientação das vertentes e a radiação solar terem demonstrado, na avaliação, algumas limitações na relação de predomínio com as unidades de solos, isso se justifica pelas características do relevo na área de estudo, uma vez que, segundo MITASOVA e HOFIERKA (1993), estes atributos se tornam menos significativos na relação com os solos, quando o gradiente de declividade é pequeno, fato constatado, pois a área estudada é muito suavizada. No entanto, as amostras de campo demonstraram que as vertentes com maiores declividades e orientadas para o sul apresentaram matiz mais amarelada (entre 7,5 YR a 10 YR), enquanto que as faces que recebem mais radiação solar, voltadas para o norte e nordeste, possuem cor mais avermelhada (entre 2,5 YR a 5 YR), em concordância com CHAGAS (2006).

## 4 CONCLUSÕES

Os Latossolos apresentaram predominância de plano divergente e planar e perfil de curvatura retilíneo, plano divergente e perfil côncavo/retilíneo para os Cambissolos e a associação Gleissolos e Organossolos, plano convergente e perfil côncavo;

A orientação das vertentes e a radiação solar desempenharam papel limitado com as unidades de mapeamento de solos, embora tenha sido observada uma tendência da maioria das unidades de solos estarem orientadas para o norte e leste. No entanto, a avaliação de campo permitiu concluir que as vertentes mais inclinadas, com orientação para o sul, possuem solos com matiz mais amarelado do que as voltadas para leste e norte;

O índice de umidade juntamente com a geologia apresentou estreita relação com os solos, sendo que os de caráter hidromórfico predominaram nas áreas com TWI superior a 11 e sobre materiais do Holoceno. As demais unidades encontraram-se na classe de TWI inferior a 11 e preferencialmente sobre a Formação Guabirotuba;

A declividade foi o atributo que apresentou maior relação com as unidades de solos, pois as de caráter hidromórfico predominaram em declividade inferior a 3%, os Latossolos em declividades inferiores a 8% e os Cambissolos se localizaram em declividade até 20%;

A hipsometria demonstrou relação com os Latossolos, que se situaram nas posições mais elevadas e preservadas dos processos de entalhamento da paisagem, exceto a unidade Lvd que se encontrou em posição menos elevada. Os solos de caráter hidromórfico se localizaram nas posições mais baixas e os Cambissolos, em sua grande maioria, nas posições intermediárias de elevação.

## 5 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- BIRKELAND, P. W. **Soils and geomorphology**. New York: Oxford University Press, 1984. 430p.
- BURROUGH, P. A. **Principles of geographical information systems of land resources assesment**. Francis & Taylor, 1986. 185p.
- COMEC. **Coordenação da Região Metropolitana de Curitiba – PR**. Curitiba, 1976. Levantamento aerofotogramétrico. Escala 1:10 000.
- CHAGAS, C. da S. **Mapeamento digital de solos por correlação ambiental e redes neurais em uma bacia hidrográfica no domínio de mar de morros**. Viçosa, 2006. 223f. (Doutorado em solos e nutrição de plantas) – UFV.
- DIKAU, R. The application of a digital relief model to landform analysis in geomorphology. In: RAPER, J. (Ed.). **Three dimensional applications in geographic information systems**. New York: Taylor e Francis, 1989. p.51-77.
- ENVIRONMENTAL SYSTEMS RESEARCH INSTITUTE - ESRI. ARCVIEW GIS, v. 3.2. 1999.
- EMBRAPA. Centro Nacional de Pesquisa em Solos (Rio de Janeiro, RJ). **Sistema Brasileiro de Classificação de Solos**. Brasília: Embrapa Produção de Informação; Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 1999. 412p.
- FU, P.; RICH, P. M. Design and implementation of the solar analyst: An ArcView extension for modeling solar radiation at landscape scales. IN: ESRI INTERNATIONAL USER CONFERENCE PROCEEDINGS. San Diego, ESRI, 1999.
- GALLANT, J. C.; WILSON, J. P. Primary topographic attributes. In: WILSON, J. P.; GALLANT, J. C. (Eds.). **Terrain Analysis: Principles and applications**. New York: John Wiley, 2000. p.51-85.
- GEISSLER, P. E. I. D.; MOORE, N. J.; MCKENZIE, P.; J. RYAN. Soil landscape modeling and spatial prediction of soil attributes. **International Journal of Geographic Information System**, v.9, n.4, p.421- 432, 1995.
- GILES, P. T.; FRANKLIN, S. E. An automated approach to the classification of the slope units using digital data. **Geomorphology**, Amsterdam, v.21, p.251-264. 1998.
- GOBIN, A.; CAMPLING, P.; FEYEN, J. Soil-landscape modelling to quantify spatial variability of soil texture. **Physics and Chemistry of the Earth**, Oxford, v.26, p.41-45, 2001.
- HALL, G. F.; OLSON, C. G. Predicting variability of soils from landscape models. In: MAUSBACH, M. J.; WILDING, L. P. (Eds.). **Spatial variabilities of soils and landforms**. Madison, Wisconsin: Soil Science Society of America, 1991. p.9-24. (SSSA Special Publication; n.28).

HUDSON, B. D. The soil survey as a paradigm-based science. **Soil Science Society of America Journal**, v.56, p.836-841, 1992.

IAPAR. **Cartas Climáticas do Paraná**. Disponível em: [http://200.201.27.14/Sma/Cartas\\_Climáticas/Cartas\\_Climaticas.htm](http://200.201.27.14/Sma/Cartas_Climáticas/Cartas_Climaticas.htm). Acesso em 20/10/2007.

IPPOLITI, R. G. A.; COSTA, L. M.; SCHAEFER, C. E. G. R.; FERNANDES FILHO, E. I.; GAGGERO, M. R.; SOUZA, E., Análise digital de terreno: Ferramenta na identificação de pedoformas em microbacia na região de “mar de morros” (MG). **Revista Brasileira de Ciência do Solo**. Viçosa, v. 29, n. 2, p. 269-276, 2005.

KLINGEBIEL, A. A.; HORVARTH, E. H.; MOORE, D. G.; REYBOLD, W. U. **Use of slope, aspect, and elevation maps derived from digital elevation model data in making soil surveys**. Madison: Soil Science Society of America. 1987. (SSSA Special Publication, 20).

MAACK, R. **Geografia física do Estado do Paraná**. Curitiba: Secretaria da Cultura e do Esporte do Paraná, 1981.

McBRATNEY, A. B. ;SANTOS, M. L. M. & MINASNY, B. On digital soil mapping. **Geoderma**, v.117, p.3-52, 2003.

McCUNE, B.; KEON, D. Equations for potential annual direct incident radiation and heat load. **Journal of Vegetation Science**. n. 13, p. 603-606. 2002.

MITASOVA, H.; HOFIERKA, J. Interpolation by Regularized spline with tension: II. application to terrain modeling and surface geometry analysis. **Mathematical Geology**, v.25, p.657-671, 1993.

MONTGOMERY, D. R. Predicting landscape-scale erosion using digital elevation models. **Comptes Rendus Geoscience**. Paris, v. 335, p. 1121-1130, 2003.

MOORE, I. D.; GEISSLER, P. E.; NIELSEN, G. A; PETERSON, G. A. Soil attribute prediction using terrain analysis. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v.57, p.443-452, 1993.

ODEH, I. O. A.; CHITTLEBOROUGH, D. J.; McBRATNEY, A. B. Elucidation of soil-landform interrelationships by canonical ordination analysis. **Geoderma**, v.49, p.1-32, 1991.

PENNOCK, D. J.; ZEBARTH, B. J.; DE JONG, E. Landform classification and soil distribution in hummocky terrain, Saskatchewan, Canada. **Geoderma**, v.40, p.297-315, 1987.

RESENDE, M. Clima do solo e suas relações com o ambiente agrícola. **Informe Agropecuário**. Belo Horizonte, n. 138, p. 43-59, 1986.

SALAMUNI, E.; SALAMUNI, R.; EBERT, H. D. Contribuição à geologia da bacia sedimentar de Curitiba (PR). **Boletim Paranaense de Geociências**, Curitiba, n.47, p.123-142, 1999.

SANTOS, R. D.; LEMOS, R. C.; SANTOS, H. G.; KER, J. C.; ANJOS, L. H. C.  
**Manual de descrição e coleta de solo no campo**. 5. ed. Viçosa: SBCS, 2005. 92 p.

SUGAMOSTO, M. L. **Uso de técnicas de geoprocessamento para elaboração do mapa de aptidão agrícola e avaliação da adequação de uso do Centro de Estações Experimentais do Canguiri, município de Pinhais - Paraná**. Curitiba, 2002. 133f. Dissertação (Mestrado em Ciência do Solo) – UFPR, Setor de Ciências Agrárias.

VALERIANO, M. M. Curvatura vertical de vertentes em microbacias pela análise de modelos digitais de elevação. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v.7, n.3, p.539-546, 2003

VALERIANO, M. M. & CARVALHO JÚNIOR, O, A. Geoprocessamento de modelos digitais de elevação para mapeamento da curvatura horizontal em microbacias. **Revista Brasileira de Geomorfologia**, v 4, n.1, p.17-29, 2003.



## **CAPÍTULO 2**

### **ATRIBUTOS TOPOGRÁFICOS SECUNDÁRIOS NO MAPEAMENTO DE PEDOFORMAS**

#### **RESUMO**

Com o objetivo de identificar e mapear pedoformas, a partir dos atributos topográficos secundários derivados de um Modelo Digital de Elevação, obteve-se os índices de umidade, de corrente de máximo fluxo e de capacidade de transporte de sedimentos. Após a discretização das unidades de solo por meio desses índices, o mapa temático resultante foi comparado com o mapa de unidades de mapeamento de solos previamente elaborado por técnicas tradicionais. Os mapas temáticos resultantes da aplicação dos índices foram combinados por meio de tabulação cruzada para delinear as pedoformas presentes na bacia do rio do Corvo, que representam as unidades preliminares de mapeamento dos solos. O processo de verificação foi realizado com quarenta e nove amostras de campo, onde um significativo número de coincidiu com o delineamento digital. A concordância com o mapa convencional foi de 66%, a discordância de 23% e 11% de indeterminação. O uso dos atributos topográficos secundários tornou a identificação menos subjetiva, uma vez que as unidades obtidas concordaram com significativo número de solos amostrados no campo e com o mapa tradicional. Assim, a delimitação preliminar de pedoformas orientadas pelos índices topográficos secundários, demonstrou coerência e, sua utilização no mapeamento preliminar de pedoformas sobre a Formação Guabirotuba é recomendada.

**PALAVRAS CHAVE:** índice de umidade, índice de corrente de máximo fluxo, índice de capacidade de transporte de sedimentos, Modelo Digital de Elevação.

## ABSTRACT

Trying to identify homogenous soilscares, secondary topographical attributes were selected to delimitate the preliminary units of a soil map. The employed attributes were topographic wetness index, stream power and sediment transport capacity which were derived from Digital Elevation Model. These indexes were classified and the created classes were correlated with conventional mapping soil methodology. By crosstabulation these indexes were combined to predict the occurrence soilscares in Rio do Corvo basin, a small watershed at upper Iguaçu river basin. At the present study, the identified soilscares correspond to the preliminary units of soil mapping. These units were validated by comparing with others from a conventional map and checked with 49 samples from field survey. By overlapping these two maps, it was obtained an agreement for 66 % and disagreement for 23 % of mapped areas as well as an indefiniton for 11 % area. By using the selected topographical attributes, it was possible to improve the delineation process which became less subjective. The semiautomatic delimitation enhanced the soil class prediction compared to conventional methods by increasing the number of matched with samples field observations. Therefore, the preliminary delimitation unit of soil map guided by secondary topographical indexes, showed their own coherence.

**KEY WORDS:** topographic wetness index, stream power index, sediment transport capacity index, digital elevation model.

## 1 INTRODUÇÃO

O reconhecimento e detalhamento do espaço físico são fundamentais para subsidiar ações de planejamento e gestão territorial. Mapeamentos destinados a esse fim, utilizam dados do meio físico para definir unidades com características homogêneas na paisagem, que tem como finalidade orientar levantamento de solos, apoiar a identificação da vulnerabilidade de ambientes, no mapeamento de riscos geotécnicos, implantação de obras civis, dentre outros fins.

Em geral os métodos que definem unidades homogêneas, de acordo com um modelo morfológico, mostram potencial para melhorar a predição de ocorrência dos tipos de solos, visto que sua posição na paisagem influencia os processos de formação e os atributos pedológicos.

O uso de modelos de paisagem, como técnica auxiliar em levantamento de solos, constitui uma evolução no entendimento das relações solo-geomorfologia e, conseqüentemente, uma ferramenta importante para identificar e mapear áreas de solos homogêneos. Esses modelos auxiliam a quantificação morfológica da superfície terrestre que é essencial ao conhecimento dos processos físicos, químicos e biológicos que acontecem na paisagem. BLASZCZYNSKI (1997) afirma que a forma do terreno influencia o fluxo d'água, o transporte de sedimentos e poluentes, a natureza e a distribuição de habitats de plantas e animais, além de ser uma expressão dos processos geológicos e de intemperismo. ANJOS *et al.* (1998) estudando a gênese de solos e suas relações com as paisagens no Sudeste do Brasil, afirmam que as superfícies geomórficas definem as taxas de intemperismo, o grau de desenvolvimento do solum e o comportamento dos fluxos de água.

Os modelos digitais de elevação (MDE) podem ser definidos como uma representação espacial da superfície do solo, a partir de pontos que descrevem a topografia do terreno ou a elevação tridimensional de uma grade de dados a intervalos regulares ou irregulares (MONTGOMERY, 2003). O uso de MDE pode auxiliar o estabelecimento de relações da influência da topografia, da hidrologia, das classes de declividade do terreno e da quantidade e tipo da vegetação sobre as classes de solos e, com isso, aperfeiçoar essas informações em levantamentos pedológicos, estabelecendo limites mais exatos sobre as classes de solos (CAMPOS *et al.*, 2006).

O alto custo e as eventuais dificuldades de coleta de atributos do solo, em algumas posições na paisagem, têm criado a necessidade de métodos de inferência de propriedades relativas ao ar e à água no solo, usando funções de pedotransferência (BOUMA, 1989) ou substitutos mais econômicos, derivados de propriedades morfológicas dos solos (McKENZIE *et al.*, 1991). Os métodos substitutos usados atualmente são: textura, matéria orgânica, estrutura e densidade do solo. Métodos que organizam a superfície do terreno de acordo com modelos geomorfológicos formais de paisagem, e relações entre forma e paisagem mostram potencial para melhorar a predição de atributos do solo (MOORE *et al.*, 1993).

A posição geomorfológica do solo influencia a formação de seus horizontes e respectivas características. As relações entre atributos topográficos tais como: elevação, declividade, aspecto, área específica de contribuição, planos e perfil de curvatura e processos hidrológicos e erosionais que ocorrem na paisagem foram esboçados por MOORE *et al.*, (1991).

Estudando relações entre as coberturas florestais e variáveis geomorfométricas, em ambientes topográficos distintos, FLORINSKY & KURYAKOVA (1996) concluíram que as propriedades da vegetação são dependentes dos parâmetros do relevo, os quais controlam a migração e acumulação de água na paisagem pela gravidade. Esses parâmetros são a curvatura da superfície, área de contribuição, índice de umidade e corrente de máximo fluxo. Observaram também que, dentre as variáveis geomorfométricas, a elevação se relacionou diretamente com a distribuição altitudinal de solos e, por conseguinte, de vegetação, pois as propriedades dos solos são dependentes das variáveis topográficas e transferem sua dependência para a vegetação que o recobre.

Atributos topográficos podem ser divididos em primários e secundários ou compostos. Atributos primários podem ser calculados diretamente do (MDE) e incluem variáveis como elevação e declividade. Atributos compostos envolvem combinações de atributos primários e são índices que descrevem ou caracterizam a variabilidade espacial de processos específicos que ocorrem na paisagem, tais como distribuição do conteúdo de água no solo ou o potencial de erosão laminar (MOORE *et al.*, 1991).

MOORE *et al.*, (1993) consideram que os índices topográficos podem ser usados numa variedade de formas. Os índices primários podem ser usados

diretamente em processos de modelagem (ex: declividade e aspecto podem ser usados na estimação da quantidade de energia que atinge uma vertente). Os atributos secundários, conforme (MOORE *et al.* 1993), podem ser usados como substitutos de processos hidrológicos, geomorfológicos e biológicos complexos. Por exemplo, o uso do índice de umidade e radiação para predizer a distribuição de diferentes espécies de plantas. Estes resultados podem ser correlacionados com os solos na paisagem, pois diferentes solos, em ambiente natural, suportam diferentes espécies vegetais.

Em muitos casos, não é possível fazer medidas diretas desses processos ambientais por motivo de restrição de ordem física, de tempo e econômica. Mapas planialtimétricos são usualmente acessíveis e, mediante métodos de análise do terreno os atributos topográficos podem ser prontamente calculados sem restrições.

Os atributos topográficos secundários, aqui considerados, são parâmetros relacionados a processos de transportes de sedimentos e a movimento da água superficial e subsuperficial no solo e, conforme MOORE *et al.* (1993), compreende o índice de umidade, índice de transporte de sedimentos e índice de corrente de máximo fluxo. Em estudo realizado pelos mesmos autores, o índice de umidade e a declividade foram os atributos do terreno altamente correlacionados com os atributos do solo, medidos numa topossequência no Colorado. Individualmente, eles contribuíram com cerca da metade da variabilidade de vários atributos do solo, incluindo espessura do horizonte A, conteúdo de matéria orgânica, pH, P extraível e conteúdo de silte e areia. Igualmente, indicam a utilização desses atributos topográficos, como primeira etapa em levantamento de solos, destacando que tem utilidade tanto na amostragem dos solos, como no desenvolvimento de modelos de localização das pedoformas.

PARK & BURT (2002) afirmam que atributos topográficos do terreno são os mais importantes indicadores da variação das propriedades dos solos, por isso o entendimento do solo como um corpo natural, que possui variação tridimensional e que se origina a partir da inter-relação dos fatores de formação e sob a ação dos processos pedogenéticos, favorece a compreensão da geografia dos solos, assim como a predição do comportamento destes (BOCKHEIN *et al.*, 2005). Comentam ainda que, os solos de uma encosta variam em resposta ao movimento de água e ao transporte superficial de sedimentos, processos estes que são controlados pelas formas da superfície das vertentes.

Estudando as relações solo-geomorfologia em áreas de transição de arenito-basalto e, relacionando a variabilidade espacial dos atributos do solo com os compartimentos de relevo, (CUNHA *et al.*, 2005) concluíram que as variações dos solos na transeção estudada mostraram-se, em grande parte, relacionada com a idade da superfície, com o material de origem e com a inclinação do terreno.

Clima, material parental, topografia, e fatores bióticos influenciam a formação do solo (JENNY, 1980), mas o clima, freqüentemente, mostra controle em escala média, que é o interesse neste trabalho. O presente estudo justifica-se neste contexto, pois foi desenvolvido numa bacia hidrográfica com material parental relativamente uniforme, onde a maior proporção de variação local dos solos pode ser atribuída a mudanças no relevo, apesar de suavizado. É razoável que, em muitas paisagens, a catenária desenvolvida dos solos ocorra em resposta a forma que a água se move através e sobre as paisagens, respectivamente, fluxo superficial e subsuperficial. MARTZ & DEJONG (1991) declararam que o padrão geral de associação entre perda de solos e classes de formas da paisagem suporta a afirmação acima que, a água é o agente modelador dominante na bacia hidrográfica. Eles constataram que baixa perda de solos foi associada com sítios de pouca área de contribuição e alta perda de solos foi associada com sítios de grande área de contribuição. As únicas exceções a essa tendência são as classes de terço médio de encosta, as quais têm pouca área de contribuição, mas moderadamente alta perda de solos. Todavia, constataram que sítios em classes de terço médio de encosta tinham declividades maiores que outros sítios em área de contribuição menores. Depressões superficiais com potencial para acúmulo esporádico de água interrompem esse padrão e produzem sítios de deposição de solos.

Por isso, pode-se hipotetizar que, a distribuição espacial de atributos topográficos que caracterizam os caminhos do fluxo da água (Índice de capacidade de transporte de sedimentos, índice de umidade e índice de corrente de máximo fluxo) influenciam na variabilidade dos atributos dos solos em mesoescala e, por consequência, nas classes de solos.

## **2 OBJETIVO**

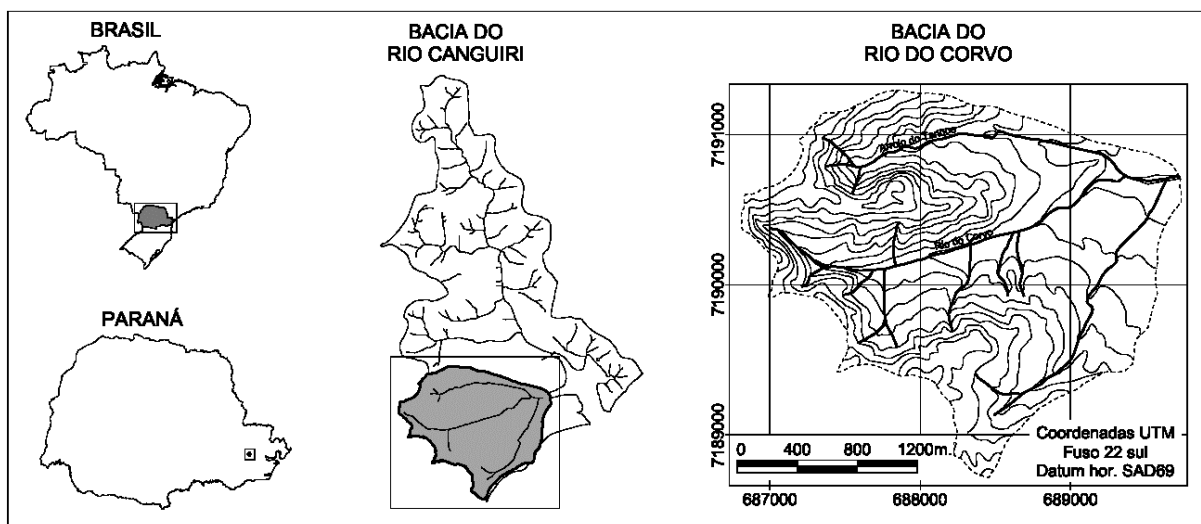
Este trabalho tem como objetivos:

- a) Compreender as relações entre atributos topográficos secundários derivados de um MDE com unidades de solos mapeados por metodologia convencional;
- b) Delimitar pedoformas (unidades de paisagem) para o mapeamento preliminar de solos, com maior detalhamento espacial, a partir da combinação de atributos topográficos secundários.
- c) Verificar a concordância das pedoformas delineadas digitalmente com 49 amostras de solos previamente descritas.

### 3 MATERIAL E MÉTODOS

O estudo foi desenvolvido na bacia hidrográfica do rio do Corvo, com área de 447,3 ha, afluente do rio Canguiri. Localiza-se no Município de Pinhais (PR) entre as coordenadas UTM: 687254m a 689397m e 7191261m a 7189369m, fuso 22 sul (Figura 1).

FIGURA 1 – LOCALIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO



A área de estudo está inserida na Bacia Sedimentar de Curitiba, composta pela Formação Guabirotuba e sedimentos recentes do Quaternário (aluviões e depósitos coluvionares secundários), depositados sobre as rochas do Embasamento Cristalino (SALAMUNI *et al.*, 1999).

Segundo SANTOS *et al.* (2007), a bacia do rio do Corvo está inserida na sub-unidade morfoescultural Planalto de Curitiba, cuja dissecação é moderada composta por topos alongados e aplainados, vertentes convexas e forma de relevo predominantemente ondulada a suave ondulada.

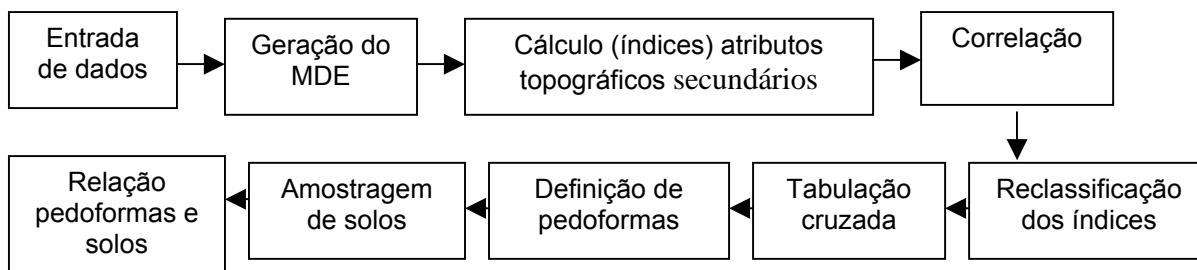
Os procedimentos para o desenvolvimento do trabalho estão apresentados em etapas no diagrama de blocos apresentado na (Figura 2).

Além de observações e coletas de solo em campo com descrição morfológica (SANTOS *et al.*, 2005) e amostragem de perfis para caracterização química e física, foram utilizados dados de SUGAMOSTO (2003), LIMA (2005), e ROCHA (1990) e, as unidades de mapeamento de solos foram agrupadas no nível de ordem, segundo EMBRAPA (1999).



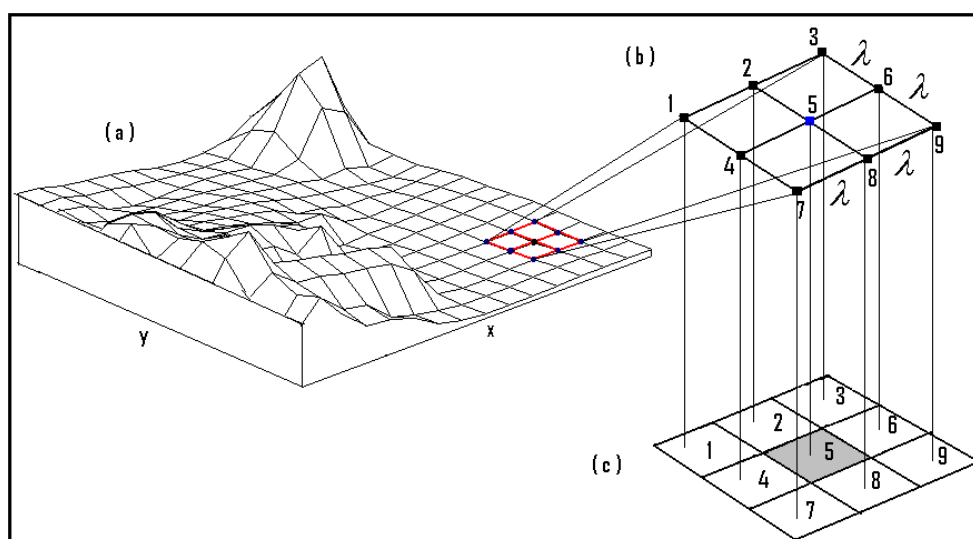
A entrada de dados, para a geração do MDE, foi a partir das informações da carta planialtimétrica da Coordenação da Região Metropolitana de Curitiba – COMEC (1976), na escala 1:10.000 e incluíram as curvas de nível com equidistância vertical de 5 metros e pontos cotados. A base de dados foi gerada e processada em programas computacionais Matlab da (THE MATHWORK, 2007) e (ESRI, 1999)

FIGURA 2 – DIAGRAMA DE BLOCOS DAS ETAPAS DO TRABALHO.



O MDE foi gerado com uma grade regular com 5m. Do MDE foram calculados os índices topográficos secundários (índice de corrente de máximo fluxo, umidade e de transporte de sedimentos), por meio de uma janela, ou sub-matriz, com nove nodos (Figura 3), segundo Moore et al. (1993). Para tanto, é executada uma varredura, com essa janela, sobre o conjunto total de dados (Figura 3a), que representam a área estudada. No processo de convolução são computados os valores dos índices por meio das equações 01, 04 e 05, apresentadas a seguir.

FIGURA 3 – GRADE REGULAR DA SUPERFÍCIE DO SOLO (A), JANELA COM NOVE NODOS (B), JANELA COM NOVE PIXELS (C).



Observa-se na Figura 3 (b) que a dimensão, ou resolução da grade é de  $\lambda$  metros. A figura 3 (c) mostra a representação da grade na forma matricial. Isto é, cada ponto ou nodo da grade é transformado em um *pixel*. Cada *pixel* possui um valor correspondente à elevação do ponto e uma resolução de  $\lambda$  metros. De posse dessa informação os três índices supracitados são descritos da seguinte forma:

a) Índice corrente de máximo fluxo ( $\Omega$ )

$$\Omega = A_s \tan \beta \quad (1)$$

onde,  $A_s$  é a área específica de contribuição para o ponto central da janela (ponto 5 na figura 1 c). Isto é,  $A_s = (3\lambda * 3\lambda)$ . O ângulo  $\beta$  é dado em graus e é calculado pela equação 2.

$$\beta = \arctan(\sqrt{p}) \quad (2)$$

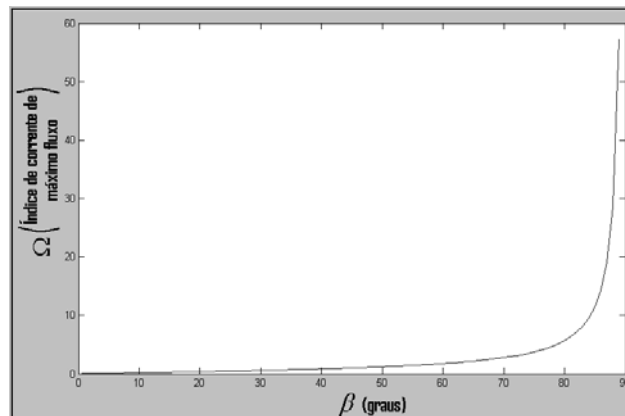
onde,  $p$  é definido por aproximações das diferenças finitas, por meio das derivadas parciais  $f_x$  e  $f_y$ , nas direções de  $x$  e  $y$  (ortogonais entre si), respectivamente.

Assim, sendo  $Z_i$  o valor da elevação do nodo  $i$ ,  $p$  é determinado de acordo com a equação 3, representando a inclinação local do terreno.

$$f_x = \frac{\partial z}{\partial x} = \frac{Z_6 - Z_4}{2\lambda}, \quad f_y = \frac{\partial z}{\partial y} = \frac{Z_2 - Z_8}{2\lambda} \quad \text{e}, \quad p = f_x^2 + f_y^2 \quad (3)$$

Analisando a equação 1 verifica-se que o índice de corrente de máximo fluxo é função apenas de  $\beta$ , uma vez que a área específica ( $A_s$ ) é constante para qualquer ponto. Portanto,  $\Omega(\beta)$  varia de acordo com a função tangente (Figura 4). Isto é, não existe valor de  $\Omega$  para  $\beta = 90^\circ$ . Isso faz sentido, pois, com esse ângulo de inclinação, o fluido perderia contato com o solo.

FIGURA 4 – GRÁFICO DA FUNÇÃO DO ÍNDICE DE CORRENTE DE MÁXIMO FLUXO.

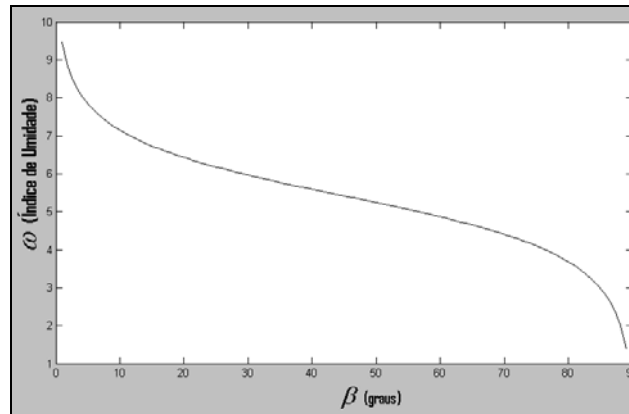


b) Índice de umidade ( $\omega$ )

$$\omega = \ln\left(\frac{A_s}{\tan \beta}\right) \quad (4)$$

Este índice é definido pelo logaritmo natural da razão entre a área específica ( $A_s$ ) e a tangente do ângulo  $\beta$  (em graus). A equação 4 mostra que o índice de umidade, igualmente ao índice corrente de máximo fluxo, é função apenas de  $\beta$ . Entretanto, o  $\omega$  não varia somente com a função tangente, mas, também, com o logaritmo natural. Assim, além das observações feitas para o índice de corrente de máximo fluxo, é adicionada, para o índice de umidade, a seguinte restrição:  $0^\circ < \beta < 90^\circ$ . Observando a figura 5 percebe-se que quando  $\beta$  aproxima de  $0^\circ$ , o limite dessa função (Equação 4) tende a infinito e, quando  $\beta$  aproxima de  $90^\circ$ , o limite tende a zero. O significado físico desse comportamento é que quanto mais plana for a superfície ( $\beta \rightarrow 0$ ) mais úmido é o solo (valores elevados de  $\omega$ ) portanto, mostra-se útil na identificação de solos com caráter hidromórfico.

FIGURA 5 – GRÁFICO DA FUNÇÃO DO ÍNDICE DE UMIDADE.



c) Índice capacidade de transporte de sedimentos ( $\tau$ )

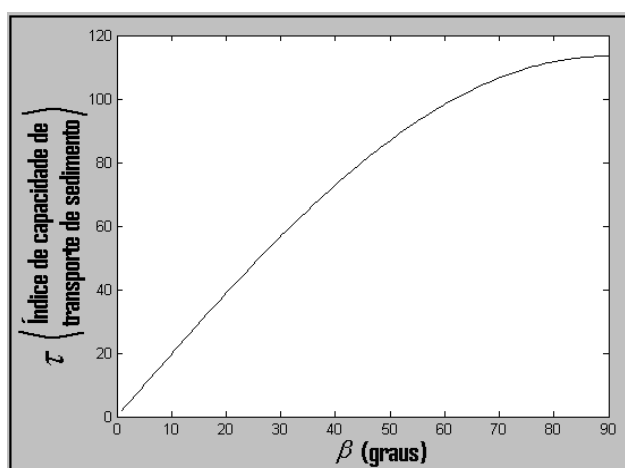
$$\tau = \left(\frac{A_s}{22.13}\right)^m \left(\frac{\sin \beta}{0.0896}\right)^n \quad (5)$$

onde  $m$  e  $n$  são constantes com valores, respectivamente, de 0.6 e 1.3, estabelecidos por MOORE *et al.* (1993).

Este índice, que mensura a capacidade de transporte de sedimentos, também é função apenas de  $\beta$ , porém, se  $m$  e  $n$  forem mantidos constantes. Esse índice varia com uma senoidal, conforme aponta a equação 5. Como se trata de elevação

de superfície, as restrições, nesse caso, são apenas da condição de existência de  $\beta$ , ou seja,  $0^0 \leq \beta \leq 90^0$ . A figura 6 ilustra o gráfico da equação 5. Observa-se nesse gráfico que quanto maior a declividade do terreno maior é a capacidade de transporte de sedimentos e, por consequência, os solos formados nessa condição serão menos desenvolvidos. Neste sentido, PHILLIPS *et al.* (2001) afirmam que a intensa remoção do material do solo, pelo fluxo superficial de água convergente, e em menor proporção pelo movimento de massa são os principais responsáveis pela limitação continuada de desenvolvimento dos solos.

FIGURA 6 – GRÁFICO DA FUNÇÃO DO ÍNDICE CAPACIDA DE TRANSPORTE DE SEDIMENTOS.




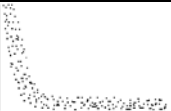

Os índices de corrente de máximo fluxo e de transporte de sedimentos são originados do perfil de curvatura do terreno. Isto é, são dependentes da mudança do potencial do gradiente do terreno. O índice de umidade, porém, depende do plano de curvatura, o qual é responsável pela medida de convergência e/ou divergência e, ainda, pelo acúmulo de água no solo. Os atributos topográficos secundários, assim calculados, foram analisados estatisticamente visando observar se havia correlação entre os mesmos, e pela tabulação cruzada foi verificada sua relação com as classes de solos mapeadas por metodologia convencional na bacia hidrográfica.

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

O mapa preliminar de solos foi elaborado a partir de metodologia tradicional de levantamento, com utilização de fotografias aéreas e análise estereoscópica para o delineamento manual das unidades de solo-paisagem. As unidades de mapeamento delineadas foram organizadas, ao nível de ordem e na bacia, estão presentes: Cambissolo (C), Latossolo (L), Associação Latossolo + Cambissolo (L+C) e Associação de solos Hidromórficos e Semi-Hidromórficos (H).

Na tabela 1 estão apresentados os coeficientes de correlação entre índices secundários calculados para a bacia hidrográfica. A partir dessa matriz é possível observar que o índice de capacidade de transporte de sedimentos e o índice de corrente de máximo fluxo são altamente correlacionados, pois se aproximam de uma reta. Isso é explicável, pois ambos são dependentes do ângulo  $\beta$ , isto é, são originados do perfil de curvatura do terreno e, são dependentes da mudança do potencial do gradiente. Essa alta correlação, nos maiores valores desses índices, indica solos com menor grau de desenvolvimento, pois quanto maior o fluxo maior será o transporte de sedimentos e por consequência há predomínio da morfogênese em detrimento da pedogênese. No outro extremo, a correlação entre os menores valores está associada a solos mais desenvolvidos com predomínio da pedogênese ou, com caráter de hidromorfia, quando localizados em áreas de baixadas, de acúmulo ou várzeas.

TABELA 1 – MATRIZ DE CORRELAÇÃO ENTRE OS ÍNDICES TOPOGRÁFICOS SECUNDÁRIOS.

	Índice de umidade ( $\omega$ )	Índice corrente de máximo fluxo ( $\Omega$ )	Índice capacidade de transporte de sedimentos ( $\tau$ )
Índice de umidade ( $\omega$ )	1	-0,7137	-0,6620
Índice corrente de máximo fluxo ( $\Omega$ )		1	0,9933
Índice capacidade de transporte de sedimentos ( $\tau$ )			1

O índice de umidade ( $\omega$ ) está negativamente correlacionado com o índice de corrente de máximo fluxo ( $\Omega$ ) e de capacidade de transporte de sedimentos ( $\tau$ ), pois

o primeiro depende do plano de curvatura que é responsável pela medida de convergência e/ou divergência e, conseqüentemente, pelo acúmulo de água na paisagem (MOORE et al., 1993). Concordando com tal afirmativa, ODEH *et al.* (1991) demonstraram que a declividade e a curvatura explicam grande parte da variabilidade dos solos e destacaram a importância do delineamento dessas unidades de paisagem.

O índice corrente de máximo fluxo foi discretizado em quatro classes: 0-5 ( $\Omega_1$ ), 6-15 ( $\Omega_2$ ), 16-30 ( $\Omega_3$ ) e 31-152 ( $\Omega_4$ ). Essa classificação foi orientada em conhecimento prévio mínimo sobre a distribuição dos solos na área e, nas declividades, onde observou-se que os menores índices estão associados, principalmente, a áreas de baixada e várzea, onde ocorrem, predominantemente, solos de caráter hidromórfico e semi-hidromórfico. Os solos hidromórficos são solos com gênese relacionada à saturação hídrica plena durante períodos significativos no ano, com subsequente morfologia expressa por processos de redução (gleização e/ou mosqueados) dentro de 50 cm de profundidade. Os semi-hidromórficos são solos cuja formação está relacionada à presença do caráter gleico, eventualmente podendo ser identificado o regime hídrico de saturação plena do solo, porém em curtos períodos do ano (CURCIO, 2006).

Nos pedimentos inferiores ou nas partes elevadas, em interflúvios preservados, com predomínio de Latossolos e Cambissolos Latossólicos, também predominam valores baixos do índice. Os índices com valores superiores coincidem com vertentes mais declivosas, encontrando-se, normalmente, nessas superfícies, solos mais jovens e/ou menos evoluídos, tais como os Cambissolos. Os índices com valores intermediários estão nas declividades moderadas com Associações de Latossolos + Cambissolos. Esses solos são caracterizados como não-hidromórficos, isto é, com gênese relacionada à não-saturação hídrica (CURCIO, 2006). GERRARD (1992) afirma que, de forma generalizada, em morfologia do terreno representada por superfícies aplainadas, ou mesmo tabular registra-se a seguinte situação quanto ao desenvolvimento físico dos solos, segundo classificação anterior a EMBRAPA (1999): Latossolos, Podzólicos ou Brunizéns (Bt), Cambissolos (B incipiente) e Solos Litólicos. Essa relação encontra-se, via de regra, determinada pelo balanço entre morfogênese e pedogênese, pois enquanto em áreas tabulares prevalece a componente perpendicular (infiltração), nas fortemente dissecadas

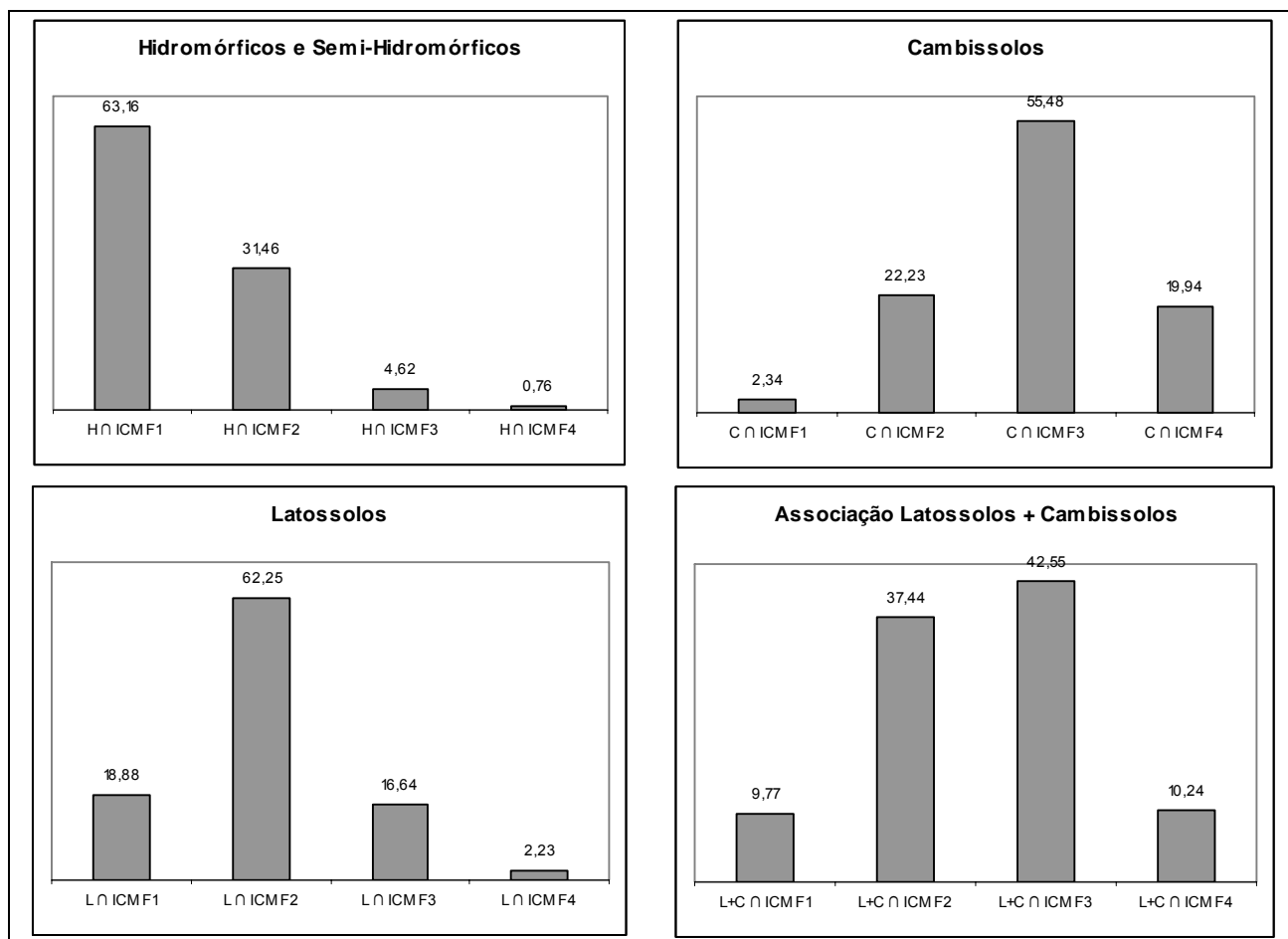
predomina a paralela (escoamento superficial rápido), numa estreita relação de tendência crescente com a declividade.

O índice de corrente de máximo fluxo é função apenas de  $\beta$ , uma vez que a área específica ( $A_s$ ) é constante para qualquer ponto. Portanto, o índice varia de acordo com a função tangente. Isto é, não existe valor para  $\beta = 90^\circ$ . Outrossim, GALLANT & WILSON (2000) afirmam que, um dos principais fatores determinantes para a formação dos solos é a declividade, considerada como um dos mais importantes atributos topográficos primários que controlam os processos pedogenéticos, afetando diretamente a velocidade do fluxo superficial e subsuperficial de água e, conseqüentemente, o teor de água no solo, o potencial de erosão/deposição, e muitos outros processos importantes na formação dos solos. Nesse sentido, havendo mudança do índice na paisagem, as propriedades dos solos mudam e, por conseqüência as respectivas classes de solos. Para DANIELS & HAMMER (1992), dentre os processos da vertente, os que mais afetam as propriedades do solo são a quantidade, fluxo e a distribuição sazonal da água. Estes autores afirmam que o fluxo de água, superficial e subsuperficial ao longo da vertente, é a principal geradora de variabilidade espacial dos solos.

Na área estudada, verificou-se que a intersecção dos valores discretizados do índice, com valores mais baixos, (classe  $\Omega 1$ ) está 63,16% coincidente com os limites dos solos Hidromórficos e Semi-Hidromórficos identificados no mapeamento convencional (Figura 7).

Os Cambissolos encontram-se 56,48% na (classe  $\Omega 3$ ), enquanto que os Latossolos encontram-se 62,25% na classe  $\Omega 3$  e a Associação Latossolos + Cambissolos estão distribuídos nas classes  $\Omega 2$ , e  $\Omega 3$ . A classe  $\Omega 4$ , não teve significativa intersecção com nenhuma das classes de solos, pois o relevo da região é predominantemente suave ondulado a ondulado, representando o modelamento de rampas desenvolvidas sobre a Formação Guabirotuba (CURCIO *et al.*, 2006).

FIGURA 7 – RELAÇÃO DAS UNIDADES DE MAPEAMENTO DE SOLOS COM ÍNDICE DE CORRENTE DE MÁXIMO FLUXO ( $\Omega$ ).



Legenda: ICMF =  $\Omega$

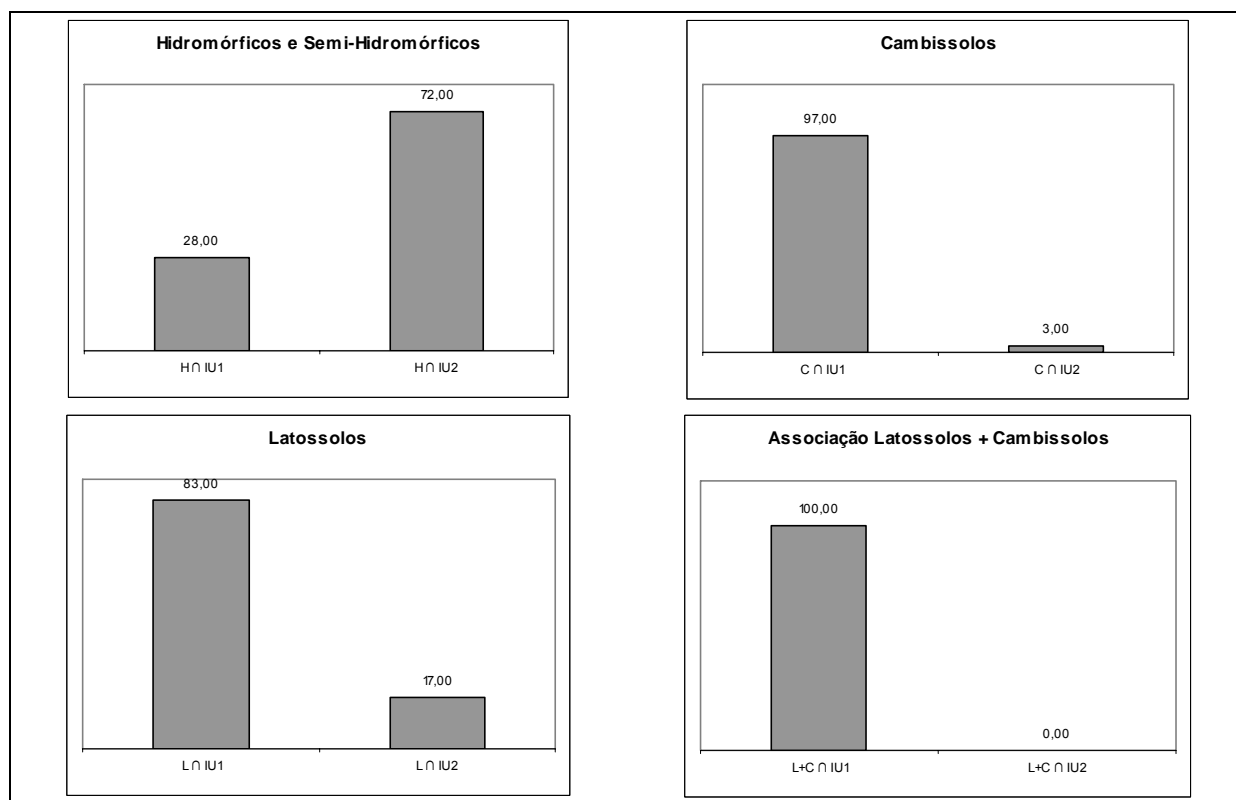
Os valores do índice de umidade ( $\omega$ ) foram discretizados em dois intervalos entre 0 a 11 e denominado como  $\omega_1$ , e os valores superiores a 11 como  $\omega_2$ , por simples avaliação visual. Outras classificações não apresentaram relações adequadas com os solos mapeados na área, principalmente os de caráter hidromórfico, portanto, nesses intervalos, observou-se uma estreita relação da classe  $\omega_2$  com solos de várzea, com características hidromórficas e semi-hidromórficas, e a classe  $\omega_1$  com solos não-hidromórficos. MOORE *et al.* (1993), encontraram significativa correlação entre o  $\omega$  com os atributos do solo medidos, onde este índice, juntamente com a declividade, contribuiu para explicar aproximadamente metade da variabilidade na espessura do horizonte A, teor de matéria orgânica, pH, P extraível e teores de silte e areia. Uma vez que, a delimitação das unidades de mapeamento de solos se orienta segundo as características geoambientais do terreno e os atributos dos solos, este índice pode



auxiliar na delimitação de unidades de mapeamento e melhorar limites de mapas pré-existentis.

Na figura 8 as classes do índice ( $\omega$ ) sobrepostas às unidades de solos, mapeadas de forma convencional, demonstraram intersecção de 72% dos solos Hidromórficos e semi-hidromórficos com a classe  $\omega_2$ . LIMA (2005) observou que as unidades de solos com características de hidromorfia ocupavam áreas amplas e aplainadas em diversas fisionomias das planícies aluviais da bacia do rio Canguiri. Outrossim, destaca que o relevo destas unidades de mapeamento é predominantemente plano. IRVIN *et al.* (1997) também identificaram áreas contíguas de paisagem com alto e baixo índice de umidade.

FIGURA 8 – RELAÇÃO DAS UNIDADES DE MAPEAMENTO DE SOLOS COM ÍNDICE DE UMIDADE ( $\omega$ ).



Legenda: IU =  $\omega$

Em relação aos solos não hidromórficos, 97% dos Cambissolos, 83% dos Latossolos e 100% da Associação Latossolo + Cambissolo apresentaram intersecção com a classe  $\omega_1$  (Figura 8). Os Latossolos fazem limite com as unidades de solos de caráter hidromórficos e semi-hidromórficos e também se localizam em relevo plano (LIMA, 2005), por isso, essa unidade, apresentou menor percentual de

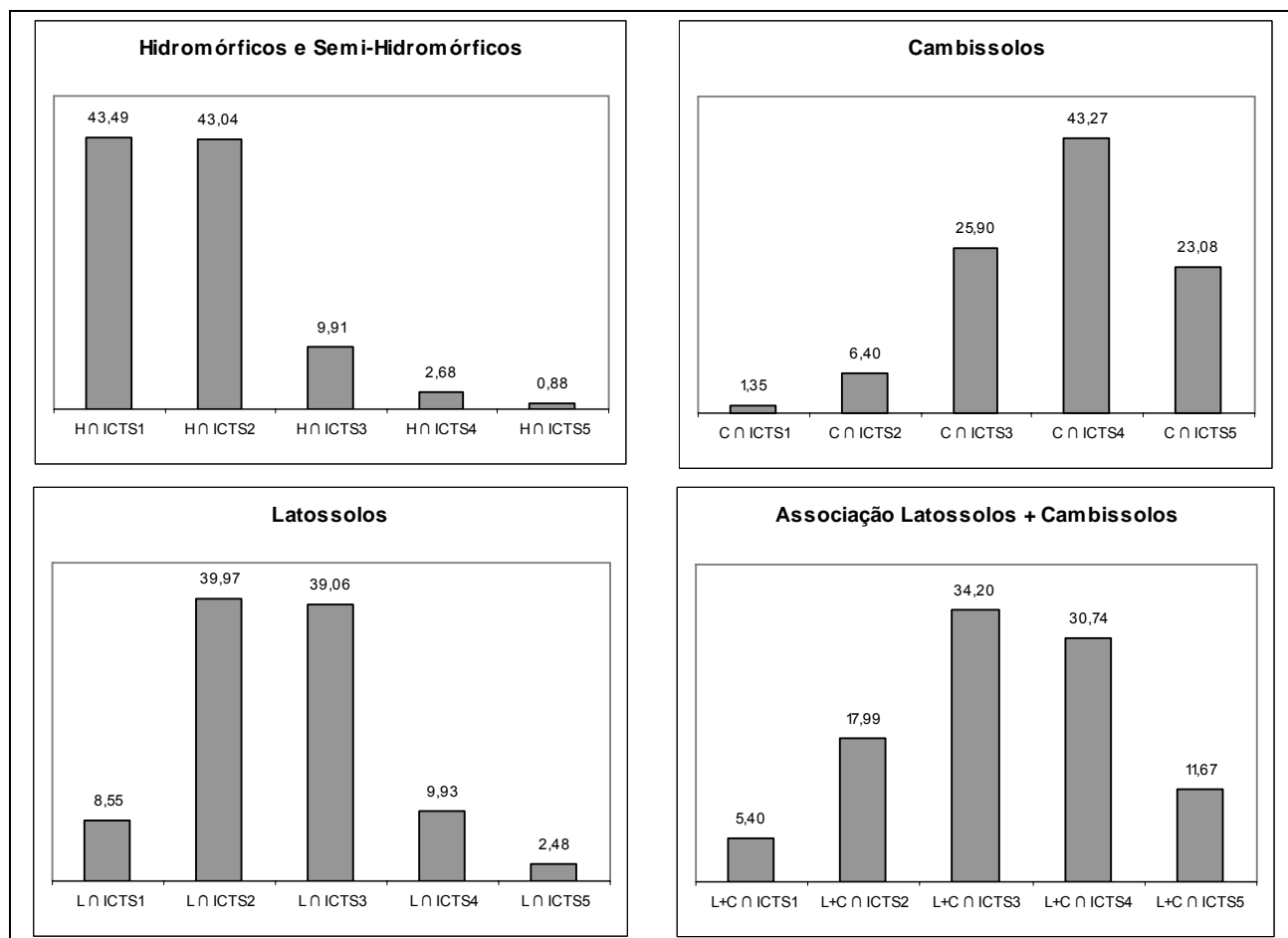
intersecção com a classe  $\omega 1$ , enquanto que os Cambissolos e Associação Latossolos + Cambissolos obtiveram melhor percentual de sobreposição com  $\omega 1$ . Por outro lado, estes se localizam em posições mais elevadas e inclinadas das vertentes. Segundo LIMA (2005) os Cambissolos se localizam em encostas com relevo predominantemente ondulado e nos interflúvios relativamente estreitos, onde não há, em geral, condições para a formação de solos mais evoluídos, como são os Latossolos.

Os valores do índice capacidade de transporte de sedimentos foram classificados em cinco classes: 0 ( $\tau 1$ ), 1 ( $\tau 2$ ), 2-3 ( $\tau 3$ ), 4-6 ( $\tau 4$ ) e 7-44 ( $\tau 5$ ) e para tanto, considerou-se os mesmos aspectos adotadas na discretização do índice de corrente de máximo fluxo.

As classes do índice de capacidade de transporte de sedimentos ( $\tau$ ) foram sobrepostas às unidades de solos mapeadas de forma tradicional (Figura 9). Obteve-se intersecção de 43,49% e 43,04% dos solos Hidromórficos e Semi-Hidromórficos com as classes  $\tau 1$  e  $\tau 2$ , respectivamente. Intersecção de 43,27% dos Cambissolos com a classe  $\tau 4$ , 39,97% e 39,06% dos Latossolos com as classes  $\tau 2$  e  $\tau 3$ . Intersecção respectiva de 34,20% e 30,74% da Associação Latossolo + Cambissolo com as classes  $\tau 3$  e  $\tau 4$  (Figura 9).

Os índices com valores superiores coincidem com vertentes mais declivosas, encontrando-se normalmente nessas superfícies solos mais jovens e/ou menos evoluídos, como Cambissolos. Os índices com valores intermediários localizam-se nas declividades moderadas e pequenas com ocorrência de Latossolos e Associações de Latossolos + Cambissolos, concordando com LIMA (2005) que afirma, os Latossolos são encontrados em pedimentos amplos, entre as encostas e a planície aluvial. Os valores mais baixos desse índice estão associados com solos Hidromórficos e Semi-Hidromórficos.

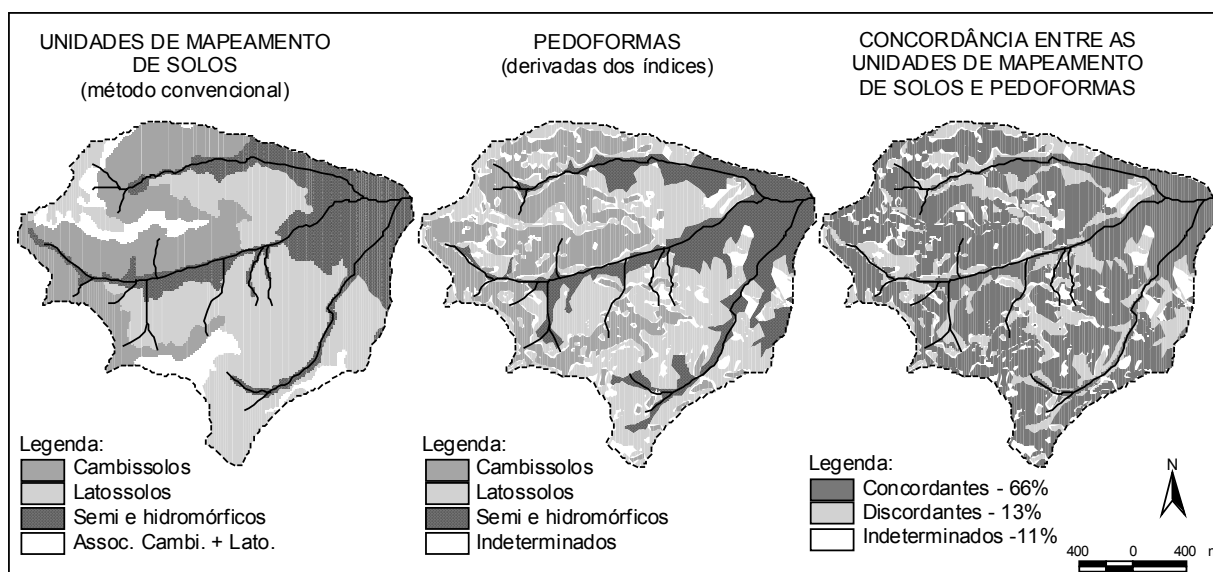
FIGURA 9 – RELAÇÃO DAS UNIDADES DE MAPEAMENTO DE SOLOS COM ÍNDICE DE CAPACIDADE DE TRANSPORTE DE SEDIMENTOS ( $\tau$ ).



Legenda: ICTS =  $\tau$

Pela identificação de atributos da paisagem, os solos são agrupados em unidades de mapeamento preliminares as quais se acredita conter solos similares (HUDSON, 1992). A posição do solo na paisagem pode ser considerada uma aproximação geográfica para classificação, na qual combinações de atributos superficiais e estratigráficos são usadas para identificar populações de solos dentro da paisagem (RUHE, 1956). Assim, é possível deduzir que uma classe taxonômica de solos contém atributos que são correlacionados com a forma da paisagem e/ou outro atributo superficial identificável dentro da paisagem particular do solo (YOUNG & HAMMER, 2000). Considerando as afirmações acima, a definição de pedofomas predominantes, que constitui as unidades preliminares de mapeamento de solos, com a utilização dos índices topográficos secundários, foi obtida por meio da interseção entre os índices (Figura 10b).

FIGURA 10 - COMPARAÇÃO ENTRE: UNIDADE DE MAPEAMENTO DE SOLOS (A), PEDOFORMAS (B), CONCORDÂNCIA ENTRE AS UNIDADES (C).



As (pedoformas) unidades de solos hidromórficos e semi-hidromórficos foram obtidos da integração da classe  $\omega_2$  com as classes  $\Omega_1$  e  $\Omega_2$ ; as de Cambissolos foram obtidas pela integração entre os três índices analisados, as classes  $\omega_1$ ,  $\Omega_3$ ,  $\Omega_4$ ,  $\tau_4$  e  $\tau_5$ ; unidades de Latossolos resultaram da integração das classes  $\omega_1$ ,  $\Omega_2$ ,  $\Omega_3$ ,  $\tau_2$  e  $\tau_3$ ; as demais áreas que não foram contempladas pelas combinações já mencionadas e representam paisagens de solos não caracterizadas pelos índices aqui propostos.

Portanto, a análise dos atributos topográficos secundários derivados de MDE resultou em unidades preliminares de mapeamento de solo, seguindo a recomendação de MOORE *et al.*, (1993), que indicam a utilização da análise de MDE, derivando índices topográficos primários e secundários, como primeira etapa nos levantamentos de solos, destacando que resultam de utilidade tanto na amostragem, como no desenvolvimento de modelos de localização de pedoformas. IRVIN *et al.*, (1997), demonstraram utilização de atributos derivados de MDE e sua classificação para a delimitação automática de geoformas e concluíram que, o uso de métodos de classificação numérica para identificação destas provou ser uma técnica promissora.

IPPOLITI *et al.*, (2005) também concluem que o principal mérito da análise digital do terreno foi a maior eficiência obtida no trabalho de campo, após a realização de uma classificação digital preliminar, em virtude de um modelo de

ocorrência de solos previamente conhecido. Contudo, observam a importância da checagem de campo, de modo não só a verificar variações não evidentes no material cartográfico, mas também para promover ajustes, onde necessário.

Para averiguar a adequabilidade da delimitação das pedoformas geradas a partir dos índices topográficos secundários, foram avaliadas quarenta e nove amostras de campo (Tabela 2), onde se verificou a coincidência das amostras com as unidades delimitadas digitalmente. Outrossim, foi efetuada uma análise de concordância com o mapa de solos previamente elaborado por metodologia convencional, e ilustrado na figura 10.

As amostras de solos avaliadas (Figura 11) que coincidem com a delimitação da unidade de solos hidromórficos e semi-hidromórficos são: 09, 32, 43, 47 e 49, destas, as amostras 09 e 32 não correspondem aos solos dessa unidade, sendo a primeira um Cambissolo Háptico Aluminico Tb Distrófico típico e a segunda um Latossolo Vermelho-Amarelo Distrófico câmbico, isso ocorreu por que tais amostras estão nos limites entre as duas unidades de mapeamento. O mesmo ocorre com as amostras: 44, 45 e 46 que correspondem a Gleissolo Melânico Aluminico típico e, a amostra 48, que corresponde a Organossolo Mésico Sáprico típico, que não coincidiram com a unidade mapeada de hidromórficos e semi-hidromórficos, porém estão situadas também nos limites da unidade.

Na pedoforma delineada como unidade de Cambissolos as amostras analisadas que coincidiram com o delineamento foram: 03, 04, 05, 11, 16 17, 18, 23, 28 e 29. Uma das amostras, 36, corresponde a um Latossolo Vermelho-Amarelo Distrófico câmbico, que pode ser considerada como uma inclusão nessa unidade de mapeamento. Outrossim, é importante salientar que, sobre a Formação Guabirotuba, os Cambissolos e Latossolos ocorrem concomitantemente em relevo aplainado e são morfologicamente semelhantes, sendo que o segundo se diferencia, quase que exclusivamente, por apresentar  $CTC < 17 \text{ cmol}_e/\text{kg}$  de argila. Nesse sentido, LIMA (2005) comenta que Cambissolos, a exemplo das amostras 1 e 2 (Tabela 2) tem comportamento próximos a Latossolos em termos de risco a erosão, apesar de ter argila de atividade alta (Ta) e não possuir estrutura tão desenvolvida, principalmente pelo fato destas unidades de solos serem bem drenados, profundos e estarem localizados em relevo suave ondulado. YOUNG & HAMMER (2000), explicam que a alta variabilidade taxonômica reportada em muitos mapas de solos indicam que

algumas unidades de mapeamento contêm numerosas paisagens, ou os grupos taxonômicos de solos não coincidem com as formas da paisagem, ou ambos.

TABELA 2 – CLASSES DE SOLOS (EMBRAPA, 1999) E SUAS LOCALIZAÇÕES.

Amostra	Classes de solos	UTM E(m)	UTM N (m)
1	CXvd - Cambissolo Háplico Alumínico Ta Distrófico típico	688846	7189820
2	CXvd - Cambissolo Háplico Alumínico Ta Distrófico típico	688765	7189720
3	CXbd - Cambissolo Háplico Alumínico Tb Distrófico típico	687706	7190631
4	CXbd - Cambissolo Háplico Alumínico Tb Distrófico típico	687653	7190739
5	CXbd - Cambissolo Háplico Alumínico Tb Distrófico típico	687232	7190410
6	CXbd - Cambissolo Háplico Alumínico Tb Distrófico típico	686805	7190393
7	CXbd - Cambissolo Háplico Alumínico Tb Distrófico típico	688377	7189552
8	CXbd - Cambissolo Háplico Alumínico Tb Distrófico típico	688408	7189620
9	CXbd - Cambissolo Háplico Alumínico Tb Distrófico típico	688477	7189376
10	CXa - Cambissolo Háplico Alumínico típico	687411	7189792
11	CXa - Cambissolo Háplico Alumínico típico	687275	7189957
12	CXa - Cambissolo Háplico Alumínico típico	688141	7191231
13	CXa - Cambissolo Háplico Alumínico típico	688002	7190968
14	CXa - Cambissolo Háplico Alumínico típico	688172	7190805
15	CXa - Cambissolo Háplico Alumínico típico	688703	7190027
16	CXa - Cambissolo Háplico Alumínico típico	688002	7190441
17	CXa - Cambissolo Háplico Alumínico típico	688267	7190497
18	CXbd - Cambissolo Háplico Tb Distrófico latossólico	687183	7190085
19	CXbd - Cambissolo Háplico Tb Distrófico latossólico	687872	7189935
20	CXbd - Cambissolo Háplico Tb Distrófico latossólico	687425	7190211
21	CXbd - Cambissolo Háplico Tb Distrófico latossólico	688571	7190645
22	CXbd - Cambissolo Háplico Tb Distrófico latossólico	687928	7189704
23	CXbd - Cambissolo Háplico Tb Distrófico latossólico	687955	7189594
24	CXbd - Cambissolo Háplico Tb Distrófico latossólico	688579	7189826
25	CXbd - Cambissolo Háplico Tb Distrófico latossólico	688034	7189368
26	CXbd - Cambissolo Háplico Tb Distrófico latossólico	688707	7190676
27	CXbd - Cambissolo Háplico Tb Distrófico latossólico	688327	7190664
28	CXbd - Cambissolo Háplico Tb Eutrófico típico	687782	7190666
29	CHd - Cambissolo Húmico Distrófico típico	688198	7190513
30	CHd - Cambissolo Húmico Distrófico típico	687420	7190407
31	LVAd - Latossolo Vermelho-Amarelo Distrófico típico	688895	7190116
32	LVAd - Latossolo Vermelho-Amarelo Distrófico câmbico	689275	7189771
33	LVAd - Latossolo Vermelho-Amarelo Distrófico câmbico	687285	7190559
34	LVAd - Latossolo Vermelho-Amarelo Distrófico câmbico	687116	7190614
35	LVAd - Latossolo Vermelho-Amarelo Distrófico câmbico	687308	7190940
36	LVAd - Latossolo Vermelho-Amarelo Distrófico câmbico	688942	7189315
37	LVAe - Latossolo Vermelho-Amarelo Eutrófico câmbico	689229	7189374

TABELA 2 – CLASSES DE SOLOS (EMBRAPA, 1999) E SUAS LOCALIZAÇÕES (CONTINUAÇÃO).

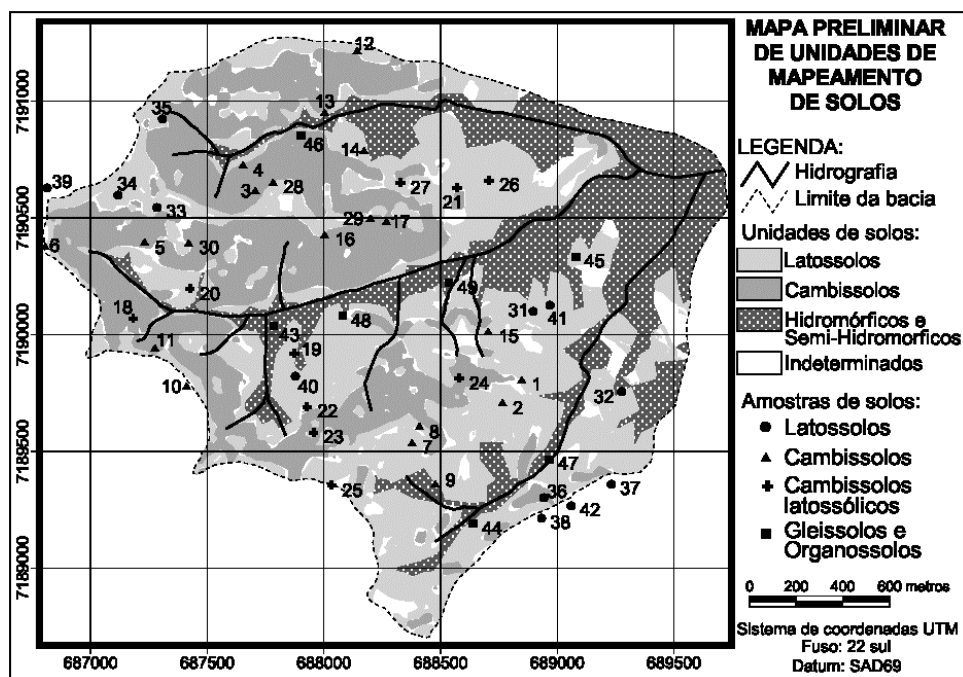
Amostra	Classes de solos	UTM E(m)	UTM N (m)
38	LVd - Latossolo Vermelho Distrófico câmbico	688931	7189227
39	LVd - Latossolo Vermelho Distrófico câmbico	686815	7190643
40	LVd - Latossolo Vermelho Distrófico câmbico	687877	7189838
41	LVd - Latossolo Vermelho Distrófico típico	688967	7190142
42	LVe - Latossolo Vermelho Eutrófico câmbico	689058	7189280
43	GXvd - Gleissolo Háptico Ta Distrófico típico	687783	7190048
44	GMa - Gleissolo Melânico Alumínico típico	688638	7189204
45	GMd - Gleissolo Melânico Distrófico típico	689077	7190347
46	Gme - Gleissolo Melânico Eutrófico típico	687901	7190868
47	OYs - Organossolo Mésico Sáprico típico	688964	7189479
48	OYs - Organossolo Mésico Sáprico típico	688078	7190095
49	OYs - Organossolo Mésico Sáprico típico	688533	7190235

Na pedoforma delineada digitalmente como Latossolo, as amostras coincidentes a essa classe são: 31, 33, 34, 40 e 41. Notou-se que dentre as amostras, os Cambissolos com caráter latossólico foram incluídos em grande número nessa unidade, amostras: 19, 20, 21, 24, 26 e 27. Tais solos, Cambissolos com caráter latossólico, apresentam horizonte B incipiente, porém com características similares às do B latossólico sem, contudo atender aos requisitos para B latossólico (EMBRAPA, 1999) e ocorrem em paisagens semelhantes sobre a Formação Guabirotuba.

A unidade dos Latossolos apresentou ainda intersecção com amostras de Cambissolo Háptico Alumínico Ta Distrófico típico, Cambissolo Háptico Alumínico Tb Distrófico típico e Cambissolo Háptico Alumínico típico, nas amostras: 01, 02, 07, 08, 12, 13, 14 e 15. A presença dessas inclusões demonstra limitação dos índices aqui adotados e indicam a necessidade de utilizar outros atributos da paisagem para uma melhor delimitação entre os Latossolos e Cambissolos sobre a Formação Guabirotuba. Outrossim, indicam que, estes índices não são suficientes para distinção dessa unidade de solos na área estudada. Esses resultados concordam com a afirmação de NANNI & ROCHA (1997) que, torna-se cada vez mais necessário introduzir, na pesquisa cartográfica dos solos, elementos que possam auxiliar os procedimentos básicos de delimitação das unidades de paisagem, permitindo-se a redução da subjetividade nessa tarefa. Por outro lado, é importante observar que, a cartografia tradicional de solos é baseada num modelo discreto da variabilidade espacial do solo, onde esse modelo assume que os tipos de solos

mudam abruptamente em seus limites. Nesse sentido, a adoção de um modelo contínuo que assume que o solo varia gradualmente no espaço poderia ser recomendada para uma predição mais adequada dos solos nessa bacia.

FIGURA 11 – MAPA PRELIMINAR DE UNIDADES DE MAPEAMENTO DE SOLOS DA BACIA DO RIO DO CORVO, COM BASE NAS PEDOFORMAS RESULTANTES DOS ÍNDICES TOPOGRÁFICOS.



Na unidade caracterizada como classe indeterminada, ou seja, as áreas que os índices não caracterizaram com pertencentes a qualquer uma das pedoformas delineadas, ocorreram quatro amostras: a 6 que representa o Cambissolo Háplico Alumínico Tb Distrófico típico, 22 que corresponde a Cambissolo Háplico Tb Distrófico latossólico, 30 Cambissolo Húmico Distrófico típico e 35 com Latossolo Vermelho-Amarelo Distrófico câmbico.

Após o delineamento preliminar das pedoformas, com os índices utilizados, foi possível uma avaliação deste mapa com o de unidades de mapeamento de solos gerado de forma convencional. Foi observada uma concordância de 66% e, discordância de 23,3%. Outrossim, houve também 10,7% de áreas que os índices não conseguiram caracterizar (Figura 10c). Esses resultados indicam que, a concordância foi boa, porém, a discordância e áreas não caracterizadas demonstram que as unidades delineadas no mapa de referência não são homogêneas, conforme apresentado na discussão das unidades delineadas com as amostras de campo.



Porém, o delineamento das pedoformas, numa análise visual, teve um maior detalhamento espacial com a utilização dos índices aqui propostos.

## 5 CONCLUSÕES

A forma da paisagem está associada à distribuição de processos hidrológicos e por consequência aos processos de erosão, sedimentação, decomposição e formação de horizontes do solo, desse modo, a identificação de áreas com formas de paisagem homogêneas, pedoformas, indica a ocorrência de associações únicas de solos.

A discretização dos índices para posterior uso na determinação das pedoformas predominantes requer conhecimento mínimo sobre a distribuição dos solos na área estudada.

O uso dos índices permitiu a separação e delimitação das pedoformas, tornando o delineamento menos subjetivo, uma vez que as unidades preditas coincidiram com um número significativo de amostras de campo. Assim a delimitação preliminar de unidades de mapeamento de solos, orientadas nos índices topográficos secundários, demonstrou coerência e um maior detalhamento espacial do que o mapa de unidades de mapeamento convencional.

Os solos descritos pelo levantamento de campo confirmaram a homogeneidade da maioria das unidades (pedoformas) definidas pela metodologia.

A integração dos índices topográficos secundários, para delimitação semi-automática de pedoformas, foi adequado, pois somente 11% da área não foi caracterizada.

Uma melhor distinção entre os Latossolos e Cambissolos sobre a Formação Guabirotuba, pode ser melhorada se forem integradas outras componentes da paisagem ou variáveis ambientais como a geologia. Por outro lado, recomenda-se a integração das variáveis ambientais na predição das pedoformas por métodos numéricos que possuam a característica de integração de dados, como as redes neurais artificiais.

Considerando o primeiro nível categórico de classificação de solos, a metodologia aqui adotada permitiu produzir um mapa com mais detalhes espaciais do que o mapa convencional. Esse maior detalhamento pode facilitar o levantamento de solos, pois possibilita determinar as áreas que necessitam de um trabalho de campo mais intensivo. Por outro lado, permite também reduzir exigências de amostragens dentro de áreas homogêneas e delinear unidades de paisagem objetivamente onde há uma correspondência entre os atributos do terreno e os

solos. Igualmente, pode prover subsídios para extrapolação da informação gerada para áreas assemelhadas, bem como fornecer uma base consistente e reproduzível para a investigação da relação solos - paisagem.

Pela concordância apresentada entre o mapa gerado com a utilização dos índices e as amostras de campo, recomenda-se a utilização desta metodologia para geração do mapa de unidades preliminares de solos.

## 6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRAFIAS

- ANJOS, L. H.; FERNANDES, M. R.; PEREIRA, M. G. & FRANZMEYER, D. P. Landscape and pedogenesis of an Oxisol-Inceptisol-Ustisol sequence in Southeastern Brazil. **Soil Science Society American Journal**. v. 62, p. 1651-1658, 1998.
- BLASZCZYNSKI, J. S. Landform characterization with Geographic Information Systems. **Photogrammetric Congress Remote Sensing**, v. 63, p. 183-191, 1997.
- BOCKHEIN, J. G.; GENNADIYEV, A. N.; HAMMER, R. D.; TANDARICH, J. P. Historical development of key concepts in pedology. **Geoderma**, v. 24, p. 23-36, 2005.
- BOUMA, J. Land qualities in space and time. IN: Bouma, J. & Breght, A.K (ed.). **Land quality in space and time**, Wageningen: PUDOC, The Netherlands. 1989.
- CAMPOS, M. C. C.; CARDOZO, N. P.; MARQUES JÚNIOR, J. Modelos de paisagem e sua utilização em levantamentos de pedológicos. **Revista de Biologia e Ciências da Terra**, v. 6, n. 1, 2006.
- COMEC. **Coordenação da Região Metropolitana de Curitiba – PR**. Curitiba, 1976. Levantamento aerofotogramétrico. Escala 1:10 000.
- CUNHA, P.; MARQUES JÚNIOR, J.; CURI, N.; PERREIRA, G. T.; LEPSCH, I. F. Superfícies geomórficas e atributos de latossolos em uma sequência arenítico-basáltica da região de Jaboticabal (SP). **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 29, p. 81-90, 2005.
- CURCIO, G. R.; BONNET, A.; PESTANA, D.; SOUZA, L.; SOCHER, L. G.; GALVÃO, F.; RODERJAN, C. V. Compartimentação topossequencial e caracterização fitossociológica de um capão de floresta ombrófila mista. **Floresta**, Curitiba, v. 36, n.3, p. 361-369, 2006.
- CURCIO, G. R. Relações entre geologia, geomorfologia, pedologia e fitossociologia nas planícies fluviais do rio Iguaçu, Paraná, Brasil. Universidade Federal do Paraná. Curitiba, 2006. 488f. Tese (Doutorado em Ciências Florestais) – Setor de Ciências Agrárias – Universidade Federal do Paraná.
- DANIELS, R. B.; HAMMER, R. D. **Soil geomorphology**. New York: John Wiley, 236 p, 1992.
- EMBRAPA. Centro Nacional de Pesquisa em Solos (Rio de Janeiro, RJ). **Sistema Brasileiro de Classificação de Solos**. Brasília: Embrapa produção de informação; Rio de Janeiro: Embrapa Solos. 412p, 1999.
- ENVIRONMENTAL SYSTEMS RESEARCH INSTITUTE - Inc., ArcView GIS: Using ArcView GIS, 1a ed., 1996, ESRI, Redlands, CA, 321 p
- FLORINSKY, I. V. & KURYAKOVA, G. A. Influence of topography on some vegetation cover properties. **Catena**, v.27, p.123-141, 1996.

GALLANT, J. C. & WILSON, J. P. Primary topographic attributes. In: WILSON, J. P. & GALLANT, J. C. (Ed.). **Terrain Analysis: Principles and applications**. New York: John Wiley & Sons, p.51-85, 2000

GERRARD, J. **Soil geomorphology**. An integrated of pedology and geomorphology. London, Ed. Chapman & Hall, 1992.

HUDSON, B. D. The soil survey as paraidgm-based science. **Soil Science Society American Journal** , v. 56, p.836-841, 1992.

IPPOLITI, G. A.; COSTA, L. M. da.; SCHAEFER, C. E. G. R.; FERNANDES FILHO, E. I.; GAGGERO, M. R.; SOUZA, E. Análise digital do terreno: Ferramenta na identificação de pedoformas em microbacia na região de "Mar de Morros" (MG). **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 29, n.2, p.269-276. 2005.

IRVIN, B. J.; VENTURA, S. J.; SLATER, B.K. Fuzzy and Isodata classification of landform elements from digital terrain data in Pleasant alley. **Geoderma**, v.77, p. 137-154, 1997.

JENNY, H. The soil resource: Origin and behavior. **Ecology student**. Springer-Verlag, New-York. v.37, 1980.

LIMA, M. R. **Atributos de solos e macrófitas aquáticas flutuantes: uma contribuição a sustentabilidade agrícola e ambiental na bacia do rio Iraí (PR)**. – Universidade Federal do Paraná. Curitiba, 2005. 111p. Tese (Doutorado em Agronomia – Produção vegetal) – Setor de Ciências Agrárias – Universidade Federal do Paraná.

MARTZ, L. W. & E. DEJONG. Using cesium 137 and landform classification to develop a net soil erosion budget for a small canadian prairie watershed. **Catena**, v. 18, p. 289-308, 1991.

THE MATHWORKS. MATLAB, The Language of Technical Computing, Version 7.4.(R2007a) Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey, 2007.

McKENZIE, N. J., SMETTEN, K. R. J., RINGROSE-VOASE, A. J. Evaluation of methods for inferring air and water proprieties of soils from field morphology. **Australian Journal Soil Research**, v. 29, p. 587-602, 1991.

MONTGOMERY, D. R. Predicting landscape-scale erosion using digital elevation models. **Comptes Rendus Geoscience**, v. 335, p. 1121-1130, 2003.

MOORE, I. D., GRAYSON, R. B., LADSON, A. R. Digital terrain modeling: A review of Hydrological, geomorphological an biological applications. *Hydrological Processes*, v. 5, p. 3-30, 1991.

MOORE, I. D.; GESSLER, P. E.; NIELSEN, G. A.; PETERSON, G. A. Soil attribute prediction using terrain analysis. **Soil Science Society American Journal**. v. 57, p. 443-452, 1993.

NANNI, M. R. & ROCHA, H. O Integration of GIS technology, remote sensing and multivariate analysis in the delimitation of physiographic units for pedological mapping. **Boletim do Instituto de Geociências – USP**, Série científica, v. 28, p. 129-143, 1997.

ODEH, I. O. A.; CHITTLEBOROUGH, D. J. & McBRATNEY, A. B. Elucidation of soil-landform interrelationship by canonical ordination analysis. **Geoderma**, v. 49, p. 1-32, 1991.

PARK, S. J.; BURT, T. P. Identification and Characterization of pedogeomorphological process on a hillslope. **Soil Science Society American Journal**, v. 66, p. 1897-1910, 2002.

PHILLIPS, D. H.; FOSS, J. E., STILES, C. A.; TRETTIN, C. C. & LUXMOORE, R. J. Soil-landscape relationships at the lower reaches of a watershed at Bear Creek near Oak Ridge, Tennessee. **Catena**, v.44, p.205-222, 2001.

RHUE, R. V. Geomorphic surfaces and the nature of soils. **Soil science**, v. 82, p. 441-455, 1956.

ROCHA, H. O. **Mapa preliminar de solos da Fazenda Canguiri**. Curitiba, 1990, arquivo digital, Idrisi 3.2.

SALAMUNI, E.; SALAMUNI, R.; EBERT, H. D. Contribuição à geologia da bacia sedimentar de Curitiba (PR). **Boletim Paranaense de Geociências**, n. 47, p.123-142, 1999.

SANTOS, L. J. C.; OKA-FIORI, C.; CANALI, N. E.; FIORI, A. P.; SILVEIRA, C. T.; SILVA, J. M. F.; ROSS, J. L. S. Mapeamento Geomorfológico do Estado do Paraná. **Revista Brasileira de Geomorfologia**, v.7, n.2, p. 3-11, 2007.

SANTOS, R. D.; LEMOS, R. C.; SANTOS, H. G.; KER, J. C. & ANJOS, L. H. C. **Manual de descrição e coleta de solo no campo**. 5. ed. Viçosa: SBCS, 2005. 92 p.

SUGAMOSTO, M. L. **Uso de técnicas de geoprocessamento para elaboração do mapa de aptidão agrícola e avaliação da adequação de uso do Centro de Estações Experimentais do Canguiri, município de Pinhais - Paraná**. Curitiba, 2003. 133p. Dissertação (Mestrado em Ciência do Solo) – Universidade Federal do Paraná, Setor de Ciências Agrárias.

YOUNG, F. J. & HAMMER, R. D. Defining geographic soil bodies by landscape position, soil taxonomy, and cluster analysis. **Soil Science Society American Journal**, v. 64, p. 989-998, 2000.

## CAPÍTULO 3

### INTEGRAÇÃO DE ATRIBUTOS DO RELEVO, ÍNDICES ESPECTRAIS E GEOLOGIA NO MAPEAMENTO PRELIMINAR DE SOLOS

#### RESUMO

Os levantamentos de solos e os mapas resultantes são produzidos, em sua grande maioria, por métodos convencionais. A delimitação das unidades de mapeamento dos solos, nestes mapas, depende grandemente da subjetividade e experiência do analista. Visando reduzir a subjetividade e integrar dados de diferentes origens para auxiliar os procedimentos básicos de delimitação de unidades de mapeamento preliminares de solos, foi utilizada a técnica de (RNA) redes neurais artificiais. Foram integrados atributos do terreno, geologia e índices espectrais através de uma rede perceptron multicamadas com alimentação adiante e algoritmo de aprendizado de retropropagação de erro otimizado por resilient. Na RNA, foram utilizadas 12 variáveis ambientais combinadas em diferentes conjuntos. As variáveis testadas foram: geologia, declividade, aspecto, elevação, perfil e plano de curvatura, radiação solar anual incidente, índice de umidade, de capacidade de transporte de sedimentos, de corrente de máximo fluxo, *NDVI* e *iron oxide*. As melhores classificações executadas pela rede, quando comparadas à área de verificação, resultaram em coeficientes de correlação acima de 0,8. No entanto o delineamento das unidades de solos com a utilização de todas as variáveis, ou somente com atributos secundários do relevo, geologia e índices espectrais foram semelhantes quando comparadas a 95% de probabilidade. Os resultados alcançados permitem afirmar que, a RNA possibilita a integração de diferentes variáveis para o processo de delineamento de unidades preliminares em mapas de solos. Nos mapas obtidos pela RNA, referentes a combinações dos diferentes conjuntos testados, os maiores valores de índice *kappa* e exatidão global apresentaram também, nas unidades de mapeamento, maiores índices de exatidão do ponto de vista do usuário. Todos os mapas resultantes da classificação por RNA apresentaram mais detalhes espaciais do que o mapa de solos convencional e, em todos os conjuntos testados, a

supressão da variável perfil da curvatura ou da variável secundária corrente de máximo fluxo, derivada do perfil da curvatura, melhorou o resultado da classificação.

**Palavras – chave:** Redes neurais artificiais, atributos do relevo, índices espectrais, levantamento de solos.



## ABSTRACT

The soil survey and the resultant soil maps are produced, in their majority, by conventional approaches. The demarcation of the units of mapping in these maps, depends of the technical experience of the person that will be carrying out the task. Aiming to reduce the subjectivity in that task and integrate facts of different origins to define preliminary mapping units of soils, it was utilized the technics of artificial neural network (ANN). In the RNA here applied were utilized 12 environmental variables combined in different ways. The selected variables were: geology, slope, aspect, elevation, profile and plan of curvature, annual solar radiation, and some secondary topographic index: wetness, sediments transport capacity, the stream power index and the spectral indexes NDVI and iron oxide. The results achieved in this work are going to affirm that, to ANN enables the integration of different variables for the trial of prediction (preferred delineation) of preliminary units in maps of solos. In the maps obtained by the ANN, regarding the combination of the different selected sets, the largest values of index kappa and global accuracy present also, in the units of mapping, larger indices of accuracy of the viewpoint of the user. All of the resultant maps of the classification by RNA presented more spatial details than the conventional soil map.

**key Words:** Artificial neural network, topographic attributes, spectral indexes, integration of facts, soil survey.

## 1 INTRODUÇÃO

Tradicionalmente o mapeamento de solos se inicia com a confecção de um mapa preliminar, onde as unidades são inferidas a partir de fotointerpretação e sobreposição de dados ambientais, que são associados com base no conhecimento e experiência própria do especialista em levantamentos de solos. A este mapa são agregadas informações obtidas após sucessivas investigações de campo que, por interação sistemática, possibilitam ao pedólogo capturar as relações entre os solos e as diferentes feições da paisagem e estabelecer a distribuição espacial e os limites entre unidades no mapa final.

A subjetividade em trabalhos de levantamento de solos é reconhecida e também discutida. Autores como MYERS (1975) e WAY (1978) definem que o mapeamento de solos em imagens aéreas ou orbitais requer muitos julgamentos subjetivos. BIE & BECKETT (1973) compararam quatro mapas de solos produzidos a partir de fotointerpretação de uma área da ilha de Chipre por quatro mapeadores de solos que trabalharam independentemente e sem nenhuma restrição estabelecida. Os resultados demonstraram que os quatro mapas de solos produzidos eram consideravelmente diferentes entre si, concluindo que a porcentagem de pureza e o grau da variabilidade das propriedades dos solos dentro das unidades de mapeamento foram menores do que o da paisagem como um todo.

Das afirmações acima, pode-se deduzir que a delimitação das unidades de solos depende do conhecimento tácito adquirido através da prática do cientista. HUDSON (1992), afirma que pessoas que adquiriram conhecimento tácito raramente são capazes de explicá-los aos outros. Além disso, são incapazes de explicar o porquê da tomada de uma decisão quando usam conhecimento adquirido pela experiência.

Torna-se, portanto, cada vez mais necessário introduzir na pesquisa cartográfica dos solos, ferramentas que possam auxiliar os procedimentos básicos de delimitação das unidades de solos em imagens de forma sistemática, permitindo a redução da subjetividade.

O interesse em métodos de processamento digital de imagens decorre de duas áreas principais de aplicação: melhoria de informação visual para a interpretação humana e o preparo de dados de cenas para análise automática (RIBEIRO, 2003).

De acordo com RIBEIRO & CENTENO (2002), a melhoria de informação visual para a interpretação humana e o processamento de dados de cenas para percepção automática por meio de computador é o principal incentivador ao estudo dos métodos de processamento digital de imagens.

Com o avanço da tecnologia e o surgimento dos sistemas de Sensoriamento Remoto de alta resolução espacial, como o sistema Ikonos com 1m de resolução espacial, é possível a análise mais detalhada da cena, isto é, objetos menores são evidenciados, fato que vêm provocando uma evolução nos processos de geração e manutenção de bases cartográficas, como também nos processos de classificação digital de imagens. Porém, em uma abordagem de classificação semi-automática, o uso de imagens orbitais, não é suficiente para distinguir as feições do ambiente relacionadas aos solos e, a inclusão de outras informações auxiliares, como atributos do relevo, torna-se necessária.

Para classificar dados de diferentes origens, a utilização de RNA emerge como uma alternativa vantajosa aos classificadores de imagens baseados em conceitos estatísticos, uma vez que nenhuma hipótese prévia sobre a distribuição dos dados, a serem classificados, é exigida.

Pode-se afirmar que a RNA é um esforço matemático para simular, em parte, o funcionamento do cérebro humano por meio de uma rede de elementos de processamento unitários que juntos, e funcionando em paralelo, simulariam o fluxo de “informações” do cérebro humano (McBRATNEY, 2003).

Assim sendo, existem redes neurais de camada simples (*Perceptron*) constituídas por um grupo de neurônios arranjados em apenas uma camada, e as redes multicamadas (*Perceptron Multicamadas*), formadas por várias camadas intermediárias ou pela combinação de várias redes de camadas simples (VENTURIERI & SANTOS, 1998).

A topologia de uma RNA refere-se à maneira como os elementos de processamento são organizados, o que afeta o desempenho da rede, uma vez que sua estrutura está intimamente relacionada com o algoritmo de aprendizado usado na fase de seu treinamento. Dentre as redes mais usadas pode-se citar a *Perceptron Multicamadas*, que é formada de: camada de entrada, onde os dados de entrada são apresentados à rede; camadas intermediárias ou ocultas, onde é feita a maior parte do processamento, através de conexões que ponderam as entradas por meio de pesos e podem ser consideradas como extratoras de características; camada de

saída, onde recebe os valores já processados pela rede. O arranjo destes neurônios pode assumir diferentes formas variando na natureza da ligação entre camadas, o número de camadas e o número de neurônios por camadas, o que é denominado de arquitetura da RNA (ITO *et al.*, 2000).

Como principais características das RNA, segundo BITTENCOURT (1998), podem ser citadas:

a) capacidade de aprender (treinar) por exemplos e de generalizar este aprendizado, aplicando-o a situações antes não confrontadas ou não apresentadas previamente;

b) bom desempenho em tarefas mal definidas, nas quais falta o conhecimento explícito sobre como encontrar uma solução e,

c) não requerer conhecimento a respeito de eventuais modelos matemáticos dos domínios da aplicação (processam informações espaço/temporais).

Para SOUZA *et al.* (2006), a propriedade mais importante da RNA é a habilidade de aprender e com isso melhorar seu desempenho. Este aprendizado é realizado por meio de processos iterativos de ajustes aplicados aos seus pesos, chamado de treinamento. O aprendizado só ocorre quando a RNA atinge uma solução generalizada para o problema proposto. Os pesos são ajustados de acordo com os padrões amostrais das classes, previamente apresentados. Isso afirma que ela (a rede) aprende por exemplos. A RNA supervisionada passa pelo processo de treinamento a partir de um conjunto de dados reais, diferindo da computação programada, a qual necessita de um conjunto de regras pré-fixadas e algoritmos.

Para classificar amostras de Latossolos e Argissolos de diferentes regiões geográficas do Estado de São Paulo, através do significado de seus espectros na região do infravermelho próximo (reflectância difusa) FIDÊNCIO *et al.* (2001) utilizaram dois tipos de RNA (*counterpropagation neural network* - CPANN e *radial basis function network* - RBFN). Os resultados obtidos foram melhores quando se utilizou a CPANN, com um erro de classificação de 8,6%, do que quando se utilizou a RBFN, cujo erro de classificação foi de 11%.

Com objetivo de modelagem hidroecológica de bacias de média escala foi desenvolvida por ZHU (2000) uma abordagem por rede neural para alimentar um modelo de similaridade, construído para representar a paisagem do solo como um contínuo espacial. Neste trabalho, os dados de entrada na rede foram representados por um conjunto de fatores ambientais formativos do solo e os dados de saída

(resultados) por um conjunto de valores de similaridade a um conjunto de classes de solos prescritas. A rede foi treinada usando-se um algoritmo de gradiente conjugado em combinação com uma técnica de fortalecimento simulado para aprender as relações entre um conjunto de solos prescritos e os seus fatores ambientais. Esta abordagem foi aplicada no mapeamento de solos de uma bacia na região oeste de Montana (EUA). Os resultados deste estudo mostraram que a informação espacial, derivada do uso da RNA, revelou maiores detalhes e tiveram uma qualidade maior do que aqueles derivados do mapa de solo convencional.

O uso de RNA para a avaliação do potencial poli-minerálico foi testado por NÓBREGA & FILHO (2003). As análises espaciais por meio de um SIG (Sistema de Informação Geográfica) integraram dados geológicos, geofísicos e geoquímicos para a definição de áreas potenciais para depósitos de minerais fazendo uso de RNA em uma abordagem guiada por dados *data-driven*, produzindo uma boa distribuição de alvos potenciais para os diversos bens minerais.

Para integrar variável de diferentes fontes e no intuito de identificar unidades de paisagem e geológicas e automatizar a separação das mesmas, RIBEIRO (2003) utilizou RNA. O autor encontrou várias unidades geológicas e de paisagem bem definidas no produto final e concluiu que as RNA's são eficientes para integrar dados de diferentes fontes.

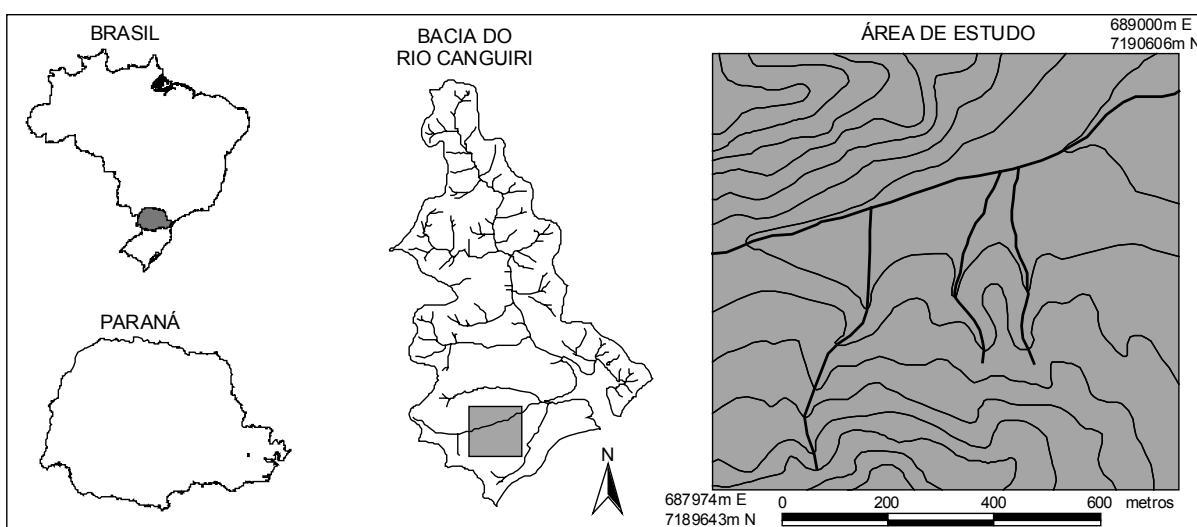
Devido a grande maioria dos problemas práticos não serem linearmente separáveis, a rede perceptron multicamadas gera interesse pela sua habilidade em aprender e reconhecer padrões dessa natureza. Nesse contexto, o presente trabalho tem por objetivo usar uma rede perceptron multicamadas alimentado adiante, com algoritmo de aprendizado de retro-propagação de erro otimizado por resilient para predição das unidades preliminares de mapeamento de solos. Para tanto, são utilizados como fonte de dados, índices espectrais derivados de imagem de sensor remoto orbital de alta resolução (Ikonos II), geologia e atributos do terreno, (primários e secundários) derivados de um modelo digital de elevação (MDE).

## 2 MATERIAL E MÉTODOS

### 2.1 ÁREA DE ESTUDO

A área (Figura 1) localiza-se entre as coordenadas geográficas  $-49^{\circ}7'53,37''$ ,  $-25^{\circ}23'21,94''$  e  $-49^{\circ}7'16,118''$ ,  $-25^{\circ}23'52,77''$  com área total de 99 ha, situa-se na bacia hidrográfica do rio Canguiri, sobre os sedimentos da Bacia Sedimentar de Curitiba sendo composta pela Formação Gaubirotuba, aluviões e depósitos coluvionares secundários.

FIGURA 1 - LOCALIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO



### 2.2 GERAÇÃO DAS VARIÁVEIS AMBIENTAIS E ÁREA DE VERIFICAÇÃO

Na predição das unidades de mapeamento de solos foram utilizadas doze variáveis ambientais, que se encontram resumidamente na tabela 1. O objetivo da seleção dessas variáveis é fundamentado no conceito solo-paisagem desenvolvido por JENNY (1941), segundo o qual o solo é resultado das interações entre os fatores de formação ao longo do tempo. Nem todas as variáveis aqui utilizadas estão relacionadas com os fatores de formação dos solos, algumas estão relacionadas com os processos pedogenéticos que são reações de natureza química, física ou biológica, que conferem características próprias ao *solum*, estando correlacionadas com os fatores de formação (ex: adições coluvionares, perdas por erosão). Assim,

elas refletem ou fornecem indicativos das características dos solos nas diferentes unidades de paisagem.

No processo de aprendizado da rede neural, a variável geologia (ge) foi estabelecida pelo mapa geológico de escala 1:20.000 de SALAMUNI *et al.* (1999), por condicionar a variabilidade espacial dos atributos do solo e por consequência os solos. Estes além de estarem correlacionados com os compartimentos de relevo, mostram-se também relacionadas com a idade da superfície, com o material de origem e com a inclinação do terreno, conforme constatado por (CUNHA *et al.*, 2005).

A declividade (de) tem sido considerada um dos mais importantes atributos topográficos primários que controlam os processos pedogenéticos, pois afeta diretamente a velocidade do fluxo superficial e sub superficial de água e consequentemente o teor de água no solo, o potencial de erosão/deposição, e muitos outros processos importantes (GALLANT & WILSON, 2000). Sendo determinada conforme proposição de SANTOS *et al.*, (2005) através da função proposta por (MOORE *et al.*, 1991).

O atributo do relevo denominado aspecto (as), que se refere à orientação da encosta e que juntamente com o gradiente da declividade determina a quantidade de radiação solar que atinge uma área (IRVIN *et al.* 1997), foi estabelecido conforme MOORE *et al.*, (1991).

A variável elevação (hi) é definida por BURROUGH (1998) como um plano tangente à superfície e se refere à máxima razão da variação da altitude, sendo representada pelo modelo digital de elevação (MDE). Segundo (RIBEIRO, 2003), esta variável fornece informação relevante sobre o relevo que pode caracterizar as formas topográficas de ocorrência de unidades de paisagem e por consequência dos solos que nelas ocorrem.

O perfil da curvatura (pfc) foi calculado segundo procedimentos estabelecidos por MOORE *et al.* (1991). Esta variável descreve a forma da vertente no sentido descendente. Indica a proporção de mudança do potencial do gradiente, o qual é importante para o escoamento da água, bem como para a velocidade de processos de transporte de sedimentos.

A medida da convergência e divergência topográfica é definida como plano de curvatura (plc) e foi obtida conforme MOORE *et al.* (1991). Esta variável influencia a concentração e dispersão de água na paisagem. Segundo PENNOCK *et al.*, (1987),

a configuração da encosta de acordo com o plano e perfil de curvatura pode ser usada para identificar áreas de diferentes regimes de umidade, permitindo uma avaliação mais acurada da distribuição dos solos na paisagem, já que o movimento e a distribuição de água na encosta são as principais razões para diferenças nos solos de uma paisagem (HALL, 1983).

TABELA 1 - VARIÁVEIS AMBIENTAIS UTILIZADAS.

Variável ambiental	Descrição / significado	Referência
Geologia (ge)	Mapa geológico na escala 1:20 000 digitalizado	SALAMUNI <i>et al.</i> , (1999)
Declividade % (de)	$\beta = \arctan \left[ \left( G^2 + H^2 \right)^{1/2} \right]$	MOORE <i>et al.</i> , (1991)
Aspecto (as)	$\psi = 180 - \arctan \left( \frac{H}{G} \right) + 90 \left( \frac{G}{ G } \right)$	MOORE <i>et al.</i> , (1991)
Elevação (hi)	Elevação acima do nível do mar (m)	MDE de base cartográfica 1:10 000 COMEC (1976)
Perfil da curvatura (pfc)	$\phi = -2 \frac{DG^2 + EH^2 + FGH}{G^2 + H^2}$	MOORE <i>et al.</i> , (1991)
Plano de curvatura (plc)	$\varpi = 2 \frac{DH^2 EG^2 - FGH}{G^2 + H^2}$	MOORE <i>et al.</i> , (1991)
Índice de umidade (iu)	$\omega = \ln \left( \frac{A_s}{\tan \beta} \right)$	MOORE <i>et al.</i> , (1993)
Radiação solar incidente (rg)	Determinada em MJ cm <sup>-2</sup> ano <sup>-1</sup>	McCUNE & KEON (2002).
Índice de capacidade de transporte de sedimentos (ts)	$\tau = \left( \frac{A_s}{22.13} \right)^m \left( \frac{\sin \beta}{0.0896} \right)^n$	MOORE <i>et al.</i> , (1993)
Índice de corrente de máximo fluxo (cmf)	$\Omega = A_s \tan \beta$	MOORE <i>et al.</i> , (1993)
Índice de vegetação (NDVI);	NDV I= 1xb4-1xb3/1xb4+1xb3	CAMPBELL, (1987)
"iron oxide" (io).	IO = 1xb3/1xb1	SABINS, (1997)

Para caracterizar a distribuição espacial de zonas de saturação superficial e conteúdo de água nas paisagens foi utilizado o índice de umidade (iu), calculado segundo MOORE *et al.*, (1991). Ele descreve os efeitos da topografia na localização e tamanho das áreas de acumulação de água em paisagens topográficas complexas. Tem provado ser útil na predição de propriedades dos solos segundo MOORE *et al.*, (1991).



Neste estudo os fatores climáticos não foram utilizados diretamente. No entanto, diferenças microclimáticas na área são bastante evidentes e foram expressas pelas variações nos atributos topográficos de elevação e aspecto, sendo confirmadas pela quantificação da radiação solar incidente nas diferentes encostas da área, utilizando-se do método desenvolvido por McCUNE & KEON (2002). Este fornece a radiação solar nas diferentes encostas. A radiação solar ( $r_g$ ) é fonte primária para processos físicos e biológicos que ocorrem no planeta e, no hemisfério sul, sobretudo ao sul do Trópico de Capricórnio, as encostas orientadas para o norte são tradicionalmente reconhecidas como superfícies de radiação mais elevada. Por consequência, as características dos solos nestas diferem das voltadas para o sul.

Os índices compostos ou secundários têm sido utilizados como substitutos na análise de processos geomorfológicos complexos, como exemplo o uso do índice de umidade e de radiação solar para predizer a distribuição espacial de diferentes espécies de plantas (MOORE *et al.*, 1991). Nesse sentido, o índice de corrente de máximo fluxo (cmf) que é uma medida do poder erosivo do fluxo da água, juntamente com o índice de capacidade de transporte de sedimentos (ts) pode estar diretamente relacionado com os solos que ocorrem numa determinada paisagem, pois quanto maior a morfogênese, retirada de material, em detrimento a pedogênese, menos desenvolvido será o solo e; nesses locais, tais índices são maiores. Esses dois índices foram calculados conforme MOORE *et al.*, (1993).

Dados da vegetação local foram derivados através do índice de vegetação da diferença normalizada (NDVI), de uma imagem Ikonos II obtida em julho de 2003 e reamostrada para 1 metro, com correção geométrica e ortométrica efetuadas pela empresa Engesat S.A. O (NDVI), que diz respeito a capacidade fotossinteticamente ativa de uma determinada cobertura vegetal, foi obtido conforme (CAMPBELL, 1987). O índice de vegetação foi obtido da seguinte forma:  $NDVI = 1 \times b_4 - 1 \times b_3 / 1 \times b_4 + 1 \times b_3$ . Onde:  $b_3$  = banda 3 (0,63 a 0,69  $\mu m$ ) e  $b_4$  = banda 4 (0,76 a 0,90  $\mu m$ ) do satélite Ikonos II.

Este índice foi testado como uma variável adicional, uma vez que não possui relação direta com a formação dos solos. No entanto, muitas das características da vegetação são influenciadas pelas características dos solos e vice-versa. Sua aplicação visou melhorar o desempenho da classificação na abordagem por redes neurais. No entanto, devido as diferentes tipologias de vegetação presentes na área,

e pela presença de sombreamento, este índice pode não contribuir para a separação dos solos.

Além do *NDVI* foi utilizado o índice *iron oxide (io)*, originalmente desenvolvido para o sensor TM do satélite Landsat. Este foi obtido pela divisão da banda 3 (0,63 a 0,69  $\mu\text{m}$ ) pela banda 1 (0,45 a 0,52  $\mu\text{m}$ ). Este costuma ser muito utilizado no sensoriamento remoto geológico e pode ser aplicado para auxiliar na distinção de solos com características físicas e mineralógicas distintas (SABINS, 1997).

Minerais de ferro como goethita e hematita têm baixos valores de reflectância na banda 1 (azul) e elevados valores na banda 3 (vermelho) do Landsat, conseqüentemente, os solos tendem a apresentar elevados valores da relação entre as bandas 3 e 1, que varia de acordo com a composição mineralógica do solo. O uso desse índice em imagens Ikonos é possível devido a semelhança espectral das bandas 3 e 1 do Ikonos com as bandas equivalentes do Landsat.

O uso de variáveis extras tem efeito benéfico sobre o desempenho da classificação por redes neurais, desde que a variável utilizada forneça informação adicional útil. Assim, não é garantido que estas variáveis irão aumentar a exatidão da classificação. Pois, o aumento exagerado do número de variáveis provoca o conhecido fenômeno de *Hughes*. Adicionalmente, como tais variáveis aumentam a dimensionalidade dos dados e a complexidade da rede, isto pode tornar o treinamento mais difícil e demorado.

O fenômeno *Hughes* (ZORTEA *et al.*, 2005) ocorre devido ao número limitado de amostras frente à alta dimensionalidade. Isto é, para um número fixo de amostra, se for aumentada a dimensionalidade, num primeiro momento, a acurácia na classificação aumentará até um ponto máximo. A partir desse ponto, a acurácia diminuirá com a inclusão de novas variáveis, ou seja, com o aumento da dimensionalidade. Aumentando o tamanho da amostra contorna-se esse declínio da acurácia, porém em trabalhos práticos geralmente o número de amostra é limitado.

No entanto, RIBEIRO (2003), afirma que a principal vantagem de uma abordagem analítica da integração multidisciplinar é que ambigüidades resultantes, que podem aparecer devido ao uso de somente um tipo de dado, podem ser freqüentemente resolvidas por meio da combinação de vários conjuntos de dados que concorrem para explicar o fenômeno de interesse. Integração significa que diferentes componentes serão agrupados e os mesmos cooperam “entre si” para se obter melhor resultado, que não seria possível se estes dados fossem utilizados

separadamente.

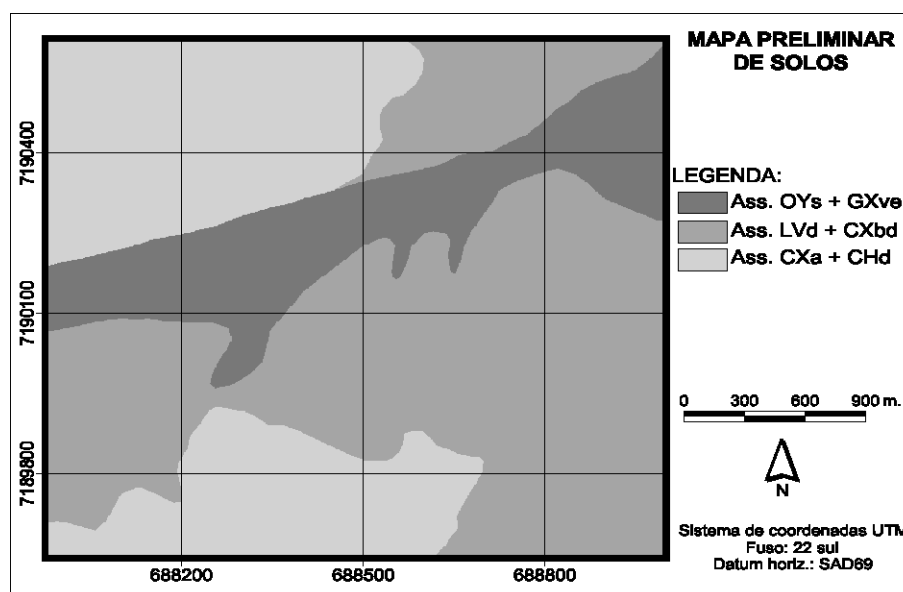
Além de observações e coletas de solo em campo com descrição morfológica (SANTOS *et al.*, 2005) e amostragem de perfis para caracterização química e granulométrica, foram utilizados dados de LIMA (2005). As classes de solos das unidades de mapeamento foram caracterizadas no 4º nível, identificadas na tabela 2, segundo EMBRAPA (1999).

TABELA 2 - COMPOSIÇÃO DAS UNIDADES DE MAPEAMENTO DE SOLOS.

Unidade	Descrição
Um1	Associação Latossolo Vermelho Distrófico típico + Cambissolo Háplico Tb Distrófico latossólico (LVd + CXbd).
Um2	Associação Organosolo Mésico Sáprico típico + Gleissolo Háplico Ta Eutrófico típico (OYs+GXve).
Um3	Associação Cambissolo Háplico Alumínico típico + Cambissolo Húmico Distrófico típico (Cxa + CHd).

Como área de verificação, foi utilizado o mapa de solos apresentado na Figura 2 previamente elaborado por metodologia tradicional, com utilização de análise sob visão estereoscópica de fotografias aéreas e delineamento manual das unidades de solo-paisagem. Essa referência serviu para coleta de amostras de treinamento, para o processamento da classificação e a verificação das unidades de solos delineadas utilizando-se as RNA.

FIGURA 2 - UNIDADES DE MAPEAMENTO PRELIMINARES DE SOLOS



## 2.3 TREINAMENTO

Adotando-se como área de verificação a imagem contendo as unidades de mapeamento de solos previamente delineadas a partir de levantamento por metodologia convencional, foram definidos os elementos amostrais para treinamento da RNA e verificação. Para cada unidade de mapeamento foram selecionadas 200 unidades amostrais para o treinamento, sendo cada amostra composta por 3 *pixels*. Tomou-se a precaução de que as mesmas estivessem bem distribuídas na imagem e também fossem representativas. As amostras de treinamento foram intercaladas, conforme Quadro 1, para que o treinamento da rede não se tornasse tendencioso. A quantidade de amostras utilizadas no treinamento da rede neural foi definida a partir de testes preliminares. Nestes testes com uma quantidade menor de amostras de treinamento por classe, não se atingiu um bom aprendizado da rede, entretanto para um maior número, o aprendizado da rede tornou-se lento, provavelmente devido a feições geomorfológicas da área. Porém, com a melhora constante dos equipamentos (computadores), cada vez com maior capacidade de processamento, este fator pode ser negligenciado.

Em cada unidade de mapeamento foram também coletadas mais 60 unidades amostrais estratificadas para a verificação.

QUADRO 1 - EXEMPLO DA AMOSTRAGEM DE DADOS PARA TREINAMENTO DA RNA.

E	N	as	de	ge	hi	pfc	plc	rg	iu	ts	cmf	NDVI	io	um
688026	7190591	0	2	1	4	0,1	0	2	4,89108	0,40304	0,60857	0,58442	0,30573	1
688002	7190162	0	0	0	1	0,1	0	2	5,42684	0,20126	0,35618	0,41582	0,69565	3
688668	7190587	0	2	1	1	0	1	1	5,3567	0,22045	0,38206	0,18182	0,92093	2
688030	7190539	1	2	1	4	0,1	0	2	5,03491	0,33452	0,52706	0,58515	0,52198	3
688010	7190122	1	2	0	1	0	0	2	5,61385	0,15785	0,29543	0,53846	0,52941	2
688728	7190587	0	2	1	1	0,1	1	1	5,55202	0,17107	0,31429	0,13151	1,20532	1

E: este, N= norte, as=aspecto, de=declividade, hi=hipsometria, pfc=perfil da curvatura, plc=plano de curvatura, rg=radiação solar, iu=índice de umidade, ts=índice de capacidade de transporte de sedimentos, cmf=corrente de máximo fluxo, NDVI=índice de vegetação da diferença normalizada, io=*iron oxide*, um=unidade de mapeamento.

## 2.4 ARQUITETURA E ALGORITMO DE TREINAMENTO DA RNA

Estruturar a arquitetura de uma RNA consiste em definir o número de camadas escondidas e a quantidade de neurônios por camada. Esta definição foi

realizada de forma empírica, ou seja, a arquitetura foi variada até encontrar o modelo ideal que garantisse a convergência num número menor de iterações e com resultado coerente com a área de verificação (mapa de solos preliminar). A rede foi treinada com duas camadas escondidas e, para todos os testes adotou-se um erro médio quadrático (EMQ) de 0,09; onde o tempo médio de processamento foi em torno de 30 segundos.

Neste estudo foi utilizada uma rede de multicamadas com alimentação adiante (*feed-forward*), com aprendizado de retro-propagação de erro (*backpropagation*) e a função de transferência adotada foi a sigmóide. O método de aprendizado foi o *Backpropagation* otimizado por resilient, desenvolvido por REIDMILLER & BRAUN (1993), executado com o intuito de minimizar as oscilações nos ajustes dos pesos quando o treinamento da rede estava sendo processado, atingindo assim, o ponto de mínimo em uma quantidade menor de iterações com um erro médio quadrático menor (RIBEIRO, 2003).

Depois de definida a quantidade de camadas escondidas foi necessário determinar, empiricamente, o número de nós por camada. Para tanto, considerou-se a regra de HILTON (1989) o qual comenta que, no caso de duas camadas intermediárias, o número de neurônios da segunda não deve exceder 1/3 do conjunto de neurônios da primeira.

Para a predição das unidades de mapeamento dos solos por RNA, foi utilizado programa da Matlab da THE MATHWORKS (2007), que possui um módulo com o algoritmo das redes neurais, denominado de *Neural network toolbox for use in MatLab*. A grande flexibilidade na manipulação e formatação de arquivos e diversidade de algoritmos implementados eficientemente (funções de ativação e transferência) justificou a escolha do programa.

## 2.5 PREDIÇÃO DAS UNIDADES DE SOLOS MEDIANTE A TÉCNICA DE RNA

Considerando como área de verificação o mapa de solos obtido de forma tradicional, as variáveis ambientais utilizadas, na forma de imagens, foram combinadas em diferentes conjuntos e avaliadas quanto à capacidade de discriminação das unidades de solos.

Tendo-se as variáveis pré-processadas e utilizando-se como nível de abstração o *pixel*, coletaram-se as amostras de treinamento e treinou-se a RNA,

executando-se testes para verificar quais combinações de variáveis mais contribuíam para a separação das unidades de solos. Executou-se a avaliação da modelagem da rede mediante verificação da porcentagem de *pixels* corretamente classificados no treinamento e pelo EMQ. Finalizou-se com a generalização, obtendo-se a imagem classificada.

## 2.6 AVALIAÇÃO DA INFLUÊNCIA DAS VARIÁVEIS DE ENTRADA

Neste trabalho, foi utilizado o método de validação cruzada múltiplo conhecido como método “deixe um de fora” (HAIKYN, 2001). Neste caso, um conjunto de variáveis (cjn) é usado para treinar o modelo e efetuar a primeira modelagem (Quadro 2). Em seguida, uma variável é substituída pela imagem zero e executada nova modelagem. A variável substituída é representada pelo sinal negativo. Na próxima modelagem, a variável anterior é reinserida e uma segunda é substituída pela imagem zero, e assim sucessivamente para todas as variáveis. Este procedimento buscou avaliar a importância da variável deixada de fora na modelagem em questão.

QUADRO 2 - EXEMPLO DO MÉTODO DE VALIDAÇÃO CRUZADA MÚLTIPLO PARA O CONJUNTO (CJN) COM AS VARIÁVEIS (IU, TS, CMF, GE).

Conjunto e variáveis substituídas	Variáveis				Simulações
cjn	iu	ts	cmf	ge	1ª modelagem
- ge	iu	ts	cmf	zero	2ª modelagem
- cmf	iu	ts	zero	ge	3ª modelagem
- ts	iu	zero	cmf	ge	4ª modelagem
- iu	zero	ts	cmf	ge	5ª modelagem

Iu=índice de umidade, ts=índice de capacidade de transporte de sedimentos, cmf=índice de corrente de máximo fluxo, ge=geologia.

## 2.7 GENERALIZAÇÃO E AVALIAÇÃO

Após o treinamento foi efetuada a generalização que consiste na aplicação do modelo matemático encontrado no aprendizado da rede a todos os dados originais. Para cada conjunto de variáveis foi executada a generalização, que gerou uma imagem classificada. Esta imagem foi submetida a um filtro não linear de mediana,

para retirada de ruídos ocasionados durante o processo de generalização. A aplicação desse filtro preserva a homogeneidade das bordas das unidades de mapeamento de solos, aproximando a classificação final, ainda mais, da verdade de campo.

A avaliação das imagens classificadas por RNA constou da determinação do nível de exatidão pelo coeficiente *Kappa*, da exatidão global e acurácia do ponto de vista do usuário, usando análise da matriz de confusão.

Também foi utilizado um índice de qualidade universal de imagem (índice q), proposto por WANG & BOVIK (2002). Esse índice usa uma combinação de três fatores: perda da correlação, da distorção da luminância e da distorção do contraste. Neste caso, por tratar-se de imagem temática, somente foi considerada a correlação. Assim, este índice foi utilizado para medir o grau de afinidade ou similaridade entre a imagem classificada e a imagem de verificação, apresentando uma faixa de variação de 0 a 1. O valor q igual a 0 indica nenhuma correlação, enquanto que o valor 1, perfeita correlação.

### 3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

#### 3.1 RESULTADO DO TREINAMENTO E CLASSIFICAÇÃO DA RNA

Dentre as múltiplas combinações testadas, as dos conjuntos ilustrados no quadro 3 apresentaram melhor potencial na predição das unidades de mapeamento de solos, pois obtiveram porcentagem de acertos  $\geq 90\%$  das amostras de treinamento e menor erro médio quadrático (EMQ).

QUADRO 3 - CONJUNTOS UTILIZADOS E RESPECTIVAS VARIÁVEIS AMBIENTAIS.

Conjuntos	Variáveis ambientais
cj1	as, de, hi, pfc, plc, rg, iu, ts, cmf, ge, <i>NDVI</i> , io
cj2	as, de, hi, pfc, plc, rg, ge, <i>NDVI</i> , io
cj3	iu, ts, cmf, ge, <i>NDVI</i> , io
cj4	as, de, hi, pfc, plc, rg, iu, ts, cmf, ge

as=aspecto, de=declividade, hi=hipsometria, pfc=perfil da curvatura, plc=plano da curvatura, rg=radiação solar incidente, iu=índice de umidade, ts=índice de capacidade de transporte de sedimentos, cmf=índice de corrente de máximo fluxo, ge=geologia, *NDVI*=índice de vegetação da diferença normalizada, io= *iron oxide*.

Outras combinações de variáveis foram testadas, entretanto, não estão apresentadas, devido a não convergência da rede, ou seja, a rede não conseguiu treinar o conjunto de dados de modo satisfatório e encontrar o modelo matemático adequado para o problema. Por outro lado também pela porcentagem de acertos no treinamento encontrar-se abaixo do limiar adotado,  $\geq 90\%$ .

Os melhores resultados da arquitetura da rede (Tabela 3) foram com a camada de entrada em função das variáveis de entrada, duas camadas escondidas e a camada de saída em função das unidades de mapeamento de solos consideradas.

TABELA 3 - IDENTIFICAÇÃO DOS MELHORES CONJUNTOS DE VARIÁVEIS E RESPECTIVAS ARQUITETURAS DAS RNA.

Variáveis	Neurônios camadas escondidas	Iterações	% de acertos no treinamento	
				EMQ
cj1	100, 35	47	93,89	0,0609
cj2	60, 18	55	96,12	0,0539
cj3	29, 9	148	90,00	0,0812
cj4	81, 20	56	93,89	0,0604



Nas tabelas 4 e 5 verificam-se que ao utilizar todas as variáveis do (cj1) e (cj2) como camada de entrada da rede e na substituição de cada uma delas pela imagem zero, as iterações variaram de 36 a 119 no primeiro conjunto e, de 53 a 455 no segundo conjunto, demonstrando que a rede convergiu rapidamente. As iterações são o número de vezes que o algoritmo teve que calcular todo o processo implementado.

TABELA 4 - EXPERIMENTOS REALIZADOS COM O CONJUNTO 1 (CJ1) E SUBSTITUINDO SUAS VARIÁVEIS.

Variáveis	Iterações	% acertos treinamento	EMQ
cj1	50	93,34	0,0539
- io	47	95,00	0,0554
- NDVI	55	93,89	0,0623
- cmf	36	94,45	0,0524
- ts	48	93,89	0,0564
- iu	50	91,67	0,0468
- rg	63	91,67	0,0675
- plc	43	95,00	0,0479
- pfc	50	95,00	0,0649
- hi	119	86,12	0,1377
- ge	70	87,68	0,0993
- de	44	96,67	0,0496
- as	70	93,94	0,0514

Na análise da taxa de *pixels* corretamente classificada no treinamento, constata-se que esta variou de 86% a 96% de acertos em seu treinamento quando se neutraliza a variável hi e de no cj1 (Tabela 4). No conjunto 2 (Tabela 5) a taxa de acertos no treinamento variou de 80% na substituição de hi a 96% na substituição de pfc , assim como quando utiliza-se todas as variáveis.

TABELA 5 - EXPERIMENTOS REALIZADOS COM O CONJUNTO 2 (CJ2) E SUBSTITUINDO SUAS VARIÁVEIS.

Variáveis	Iterações	% acertos no treinamento	EMQ
cj2	55	96,12	0,0609
- io	84	92,78	0,0675
- NDVI	74	94,45	0,0660
- rg	83	91,12	0,0619
- plc	61	93,34	0,0541
- pfc	53	96,12	0,0540
- hi	455	80,56	0,1528
- ge	115	83,89	0,1473
- de	94	90,56	0,0934
- as	86	93,34	0,0599

Foi realizada uma inferência estatística a partir da qual se verificou que, em todos os conjuntos avaliados, os valores de EMQ estão dentro de um intervalo de confiança de 95%. Os valores do EMQ no cj1 (Tabela 4) foram muito semelhantes com a utilização de todas as variáveis ou na substituição de cada uma pela imagem zero. A exceção ocorreu na substituição da variável hi, onde o valor do EMQ subiu para 0,1377. Este resultado influenciou o índice q resultante (Tabela 6), o qual resultou no valor mais baixo desse conjunto.

Sobre os valores dos índices q (Tabela 6), em todos os conjuntos estudados e, na substituição de suas variáveis, foi realizada uma inferência estatística, a partir da qual também se verificou que todos os valores apresentados se situam num intervalo de confiança de 95%.

Ao se substituir a variável pfc no primeiro conjunto (Tabela 6), os valores do índice q resultaram em 0,8837. Na substituição da variável hi o índice q resultou em seu menor valor, 0,7194.

No segundo conjunto (Tabela 6), os valores do índice q variaram de 0,8821 a 0,7349 nas substituições respectivas de pfc e rg. Assim, pode-se afirmar que, os resultados obtidos nesses dois conjuntos, refletem a influência negativa que o perfil da curvatura (pfc) exerce na delimitação das unidades preliminares de mapeamento de solos, quando comparado com a delimitação convencional. Isso provavelmente ocorre por que a rede atribui pesos aleatórios as variáveis e, quando esta se encontra na simulação recebe um peso muito elevado e prejudica o resultado, quando comparada à imagem referência. Isso se evidencia quando a sua substituição, nos dois conjuntos, permitiu que houvesse uma melhora na predição das unidades de solos, comparada à imagem referência.

TABELA 6 - INDICE Q DAS IMAGENS CLASSIFICADAS NOS CJ1 E CJ2 E NA SUBSTITUIÇÃO DAS VARIÁVEIS

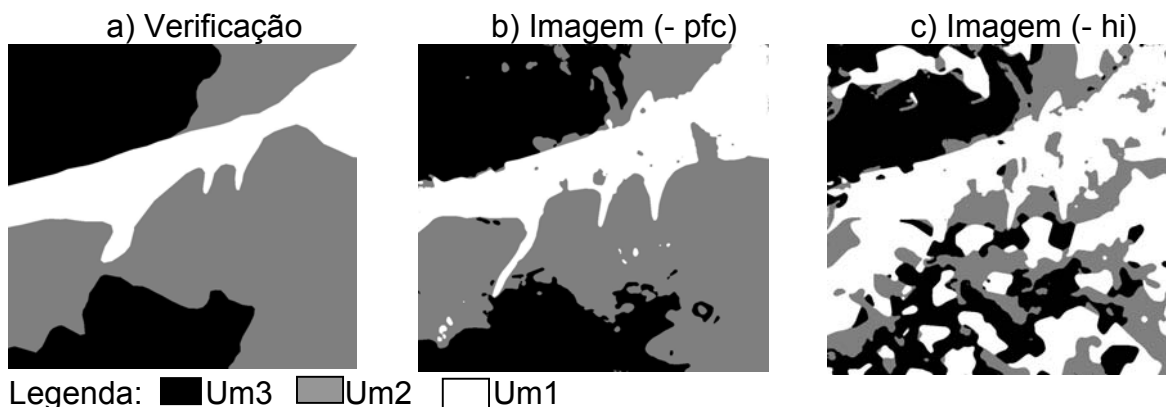
Conj.	Variáveis ambientais											
Cj1	- io	- NDVI	-cmf	- ts	-iu	- rg	-plc	-pfc	- hi	- ge	- de	-as
0,757	0,842	0,819	0,809	0,757	0,756	0,783	0,7504	0,884	0,719	0,759	0,763	0,756
Cj2	- io	- NDVI	- rg	- plc	- pfc	- hi	- ge	- de	- as			
0,756	0,811	0,803	0,735	0,756	0,882	0,788	0,741	0,756	0,778			

Esse melhor índice  $q$  da imagem simulada, nesses dois conjuntos, pode também ter ocorrido por que, no delineamento convencional das unidades de mapeamento de solos o analista pouco considera o aspecto perfil da curvatura, pela própria dificuldade de interpretação e visualização. Por outro lado, num levantamento de maior detalhe, essa variável ambiental pode ser de grande importância, pois PENNOCK *et al.* (1987) afirma que a configuração da encosta de acordo com o plano e perfil de curvatura pode ser usada para identificar áreas de diferentes regimes de umidade, permitindo uma avaliação mais acurada da distribuição dos solos na paisagem.

Embora o EMQ seja utilizado como uma medida do desempenho da RNA, no cj2 não se mostrou adequado para a escolha do melhor conjunto de variáveis para a predição das unidades preliminares de mapeamento de solos. Nesse conjunto, o EMQ resultou em valores muito semelhantes entre si, ocorrendo valores díspares somente quando da substituição das variáveis  $h_i$  e  $g_e$ . Porém, o índice  $q$  resultante da substituição dessas duas variáveis, não foi menor como seria o esperado. Por isso, esses resultados indicam a necessidade de uma segunda forma de avaliação das imagens classificadas além do índice  $q$ . Para tanto, foram adotados o coeficiente *kappa*, a exatidão global e exatidão do ponto de vista do usuário.

As imagens apresentadas na figura 3 são resultantes da integração das variáveis do primeiro conjunto. Neste, foram avaliadas 12 variáveis ambientais entre atributos primários e secundários do relevo, geologia e índices espectrais derivados de imagens Ikonos II. No segundo conjunto (Figura 4), as imagens são resultantes da integração de 9 variáveis ambientais entre atributos primários do relevo, geologia e os índices espectrais. A figura 5 ilustra a complexidade de parâmetros interpretativos da cena Ikonos II referente a área de estudo, onde se observa diferentes culturas agrícolas, reflorestamento de pinus e vegetação nativa em diferentes estágios de desenvolvimento.

FIGURA 3 - IMAGEM DE VERIFICAÇÃO (A), IMAGEM SIMULADA DO CJ1 COM MAIOR ÍNDICE Q (B) E IMAGEM COM MENOR ÍNDICE Q (C).



Tanto numa análise visual das imagens (Figuras 3 e 4), como em análise a partir dos valores do índice q (Tabela 6), nota-se que as duas imagens classificadas, sem a variável pfc nos dois conjuntos, são bastante semelhantes apesar da integração de diferentes variáveis ambientais.

FIGURA 4 - IMAGEM DE VERIFICAÇÃO (A), IMAGEM SIMULADA DO CJ2 COM MAIOR ÍNDICE Q (B) E IMAGEM COM MENOR ÍNDICE Q (C).

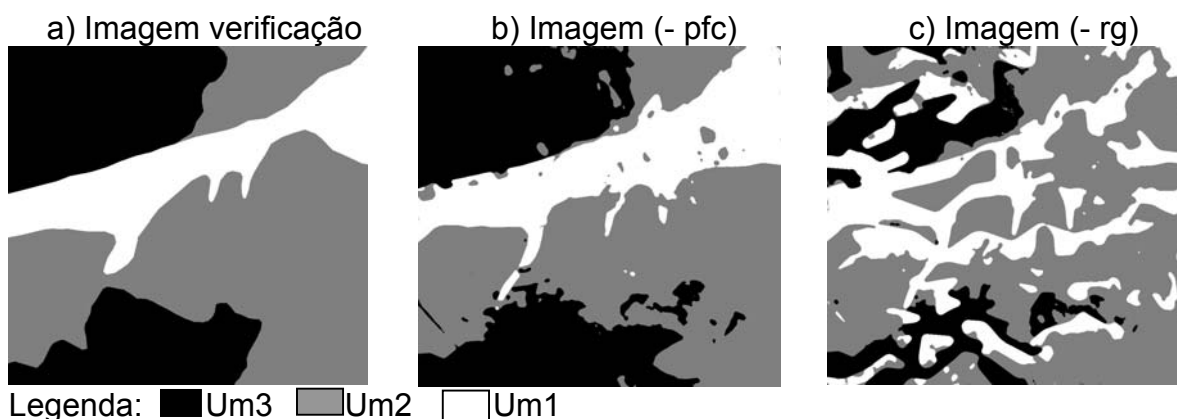


FIGURA 5 – COMPOSIÇÃO COLORIDA DAS BANDAS 3, 2, 1.



Avaliando os melhores resultados obtidos nos dois primeiros conjuntos tanto por análise visual (Figuras 3 e 4), como considerando o índice q (Tabela 6), conclui-se que as imagens que apresentaram maiores valores desse índice são muito semelhantes entre si e apresentam respectivamente índice q 0,884 e 0,882 na substituição de pfc. Isso mostra que, apesar do aumento da dimensionalidade dos dados, no conjunto 1, não houve significativa melhora da qualidade da imagem classificada. Isso pode ser creditado ao fenômeno de *Hughes* que ocorre devido ao número limitado de amostras frente à inclusão de mais variáveis, como também devido à complexidade fisiográfica da cena utilizada. Essa não melhora na classificação, quando da utilização de maior número de variáveis, pode ser devido a pouca inferência que variáveis como *NDVI* e *io* tem no estudo em questão, diferente da geologia que possui grande inferência. Essa importância se visualiza pelo maior valor de EMQ quando de sua supressão nas diferentes simulações e conjuntos testados.

Nas tabelas 7 e 8 verificou-se que, colocando todas as variáveis utilizadas nos conjuntos 3 e 4 como camadas de entrada da rede e, na substituição de cada uma delas pela imagem zero, as iterações variaram no cj3 de 148 a 561 e no cj4 de 56 a 678. Esses resultados demonstram que a rede convergiu rapidamente, conforme observado também nos conjuntos 1 e 2.

Nos conjuntos cj3 e cj4 (Tabelas 7 e 8) a menor taxa de *pixels* corretamente classificada no treinamento, 75 no primeiro e 80 no segundo, ocorreu quando foi substituída a geologia (ge), demonstrando a importância desta variável ambiental, na classificação por RNA usando a combinação dos atributos desses dois conjuntos.

Quando foram realizados testes com atributos secundários do relevo associados à geologia e índices espectrais derivados da imagem Ikonos II, a maior quantidade de acertos no treinamento (Tabela 7) ocorreu na substituição da imagem referente ao índice de vegetação (*NDVI*). Este resultado demonstra que, o índice espectral (*NDVI*), além de sua pouca inferência, influencia negativamente na classificação por RNA neste conjunto de dados, pois na sua supressão, o índice q resultante (Tabela 9) foi maior, apesar de não ser estatisticamente diferente do melhor resultado a 95% de probabilidade. Nesse sentido, esse resultado concorda com DOBOS *et al.* (2001), que afirmam serem os dados de sensores remotos grandemente influenciados pela variabilidade do terreno, porém, ainda não

conseguem identificar com precisão toda a variabilidade do solo que ocorre na paisagem.

TABELA 7 - EXPERIMENTOS REALIZADOS COM O CONJUNTO 3 (CJ3) E SUBSTITUINDO SUAS VARIÁVEIS.

Variáveis	Iterações	% acertos no treinamento	EMQ
cj3	148	90,00	0,0893
- io	561	83,89	0,1220
- NDVI	312	92,78	0,0778
- cmf	225	91,12	0,0720
- ts	191	92,23	0,0757
- iu	174	88,89	0,1339
- ge	200	75,00	0,4609

No cj4 (Tabela 8), a maior porcentagem de acertos no treinamento (96,12%) ocorreu na substituição da variável as pela imagem zero. Porém, neste caso, o índice q (Tabela 9) foi o de mais baixo valor (0,7119), mas isto não interferiu estatisticamente a 95% de probabilidade quando comparado ao melhor resultado. O contrário ocorreu quando da substituição da variável pfc que teve o valor numérico do índice q maior (0,8774), mas o percentual de acertos no treinamento menor (92,23%).

TABELA 8 - EXPERIMENTOS REALIZADOS COM O CONJUNTO 4 (CJ4) E SUBSTITUINDO SUAS VARIÁVEIS.

Variáveis	Iterações	% acertos no treinamento	EMQ
cj4	56	93,89	0,0604
- cmf	65	92,23	0,0695
- ts	86	92,78	0,0530
- iu	77	93,34	0,0651
- rg	100	92,78	0,0696
- plc	61	93,89	0,0496
- pfc	61	92,23	0,0568
- hi	678	83,34	0,1595
- ge	213	80,56	0,1612
- de	74	90,56	0,0776
- as	129	96,12	0,0468

O índice q (Tabela 9) variou de 0,8529 a 0,7611 no cj3, nas substituições respectivas de cmf e ge. No cj4 variou de 0,8774 a 0,7119 nas substituições de pfc e as. As melhores imagens resultantes apresentaram resultados visuais semelhantes aos observados sobre os cj1 e cj2. Pelo fato das imagens simuladas não serem

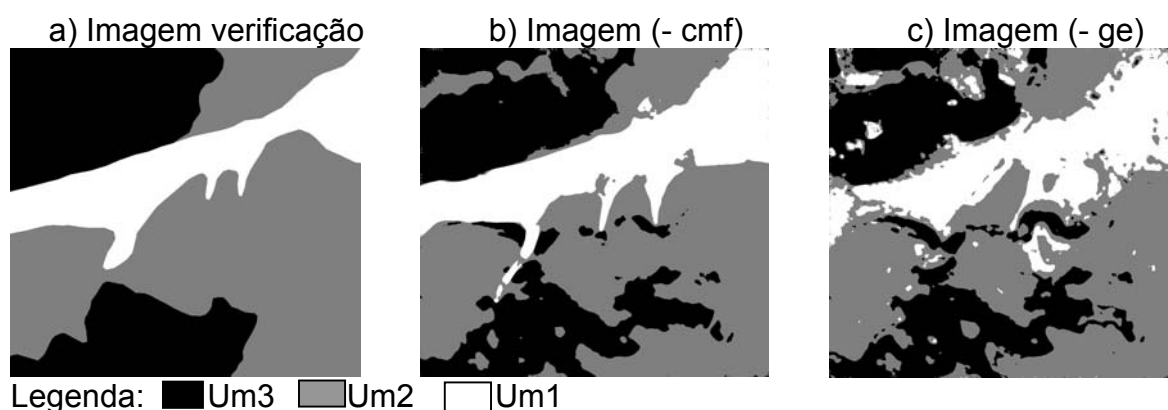
estatisticamente diferentes a 95% de probabilidade, demonstra novamente a ocorrência do fenômeno de *Hughes*. Pois, apesar do aumento da dimensionalidade do conjunto 4 em relação ao 3, não houve melhora significativa na predição das unidades de solos.

TABELA 9 - ÍNDICE Q DAS IMAGENS CLASSIFICADAS NOS CJ3 E CJ4 E NA SUBSTITUIÇÃO DAS VARIÁVEIS

Conj.	Variáveis ambientais									
Cj3	- io	- NDVI	- cmf	- ts	-iu	-ge				
0,845	0,821	0,844	0,853	0,843	0,846	0,761				
Cj4	- cmf	- ts	- iu	- rg	- plc	- pfc	- hi	- ge	- de	- as
0,822	0,758	0,715	0,714	0,724	0,73	0,877	0,7495	0,802	0,720	0,712

Independente do índice q, as imagens produzidas pela RNA, tanto as ilustradas nas Figuras 3 e 4, como nas 6 e 7, apresentam mais detalhes espaciais que o mapa de solos convencional. Isso se deve ao fato que a variação ambiental pôde ser quantificada com maior detalhe, devido ao maior detalhe das informações básicas, bem como ao detalhamento das variáveis ambientais utilizadas. Por outro lado, com a integração das informações por RNA é possível identificar componentes na paisagem que são difíceis de serem identificados no mapeamento convencional, pois este detalhamento fica sujeito à subjetividade do analista que estiver realizando a tarefa.

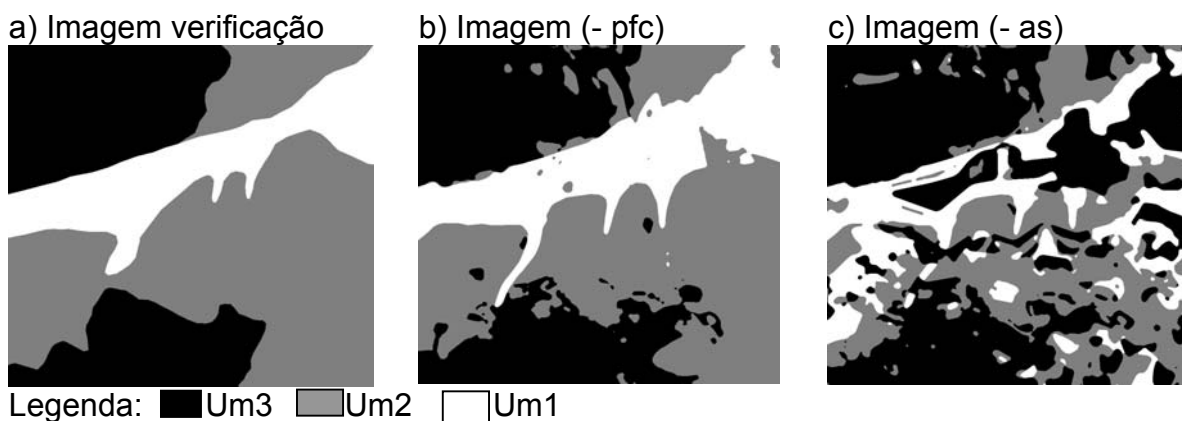
FIGURA 6 - IMAGEM DE VERIFICAÇÃO (A), IMAGEM SIMULADA DO CJ3 COM MAIOR ÍNDICE Q (B) E IMAGEM COM MENOR ÍNDICE Q (C).



A imagem classificada (Figura 6) que apresentou menor valor do índice q, corresponde ao maior EMQ apresentado no cj3 (Tabela 7). Por outro lado, no cj4 o menor índice q (Tabela 9) não correspondeu ao maior EMQ (Tabela 8). Esses resultados também evidenciam a necessidade da utilização das outras formas de

avaliação das imagens classificadas por RNA, como coeficiente *Kappa*, acurácia global e do ponto de vista do usuário.

FIGURA 7 - IMAGEM DE VERIFICAÇÃO (A), IMAGEM SIMULADA DO CJ4 COM MAIOR ÍNDICE Q (B) E IMAGEM COM MENOR ÍNDICE Q (C).



### 3.2 ANÁLISE DA ACURÁCIA DA CLASSIFICAÇÃO

A acurácia dos mapas de solos gerados pelas RNA foi avaliada pelo coeficiente *Kappa*, pela acurácia global e acurácia do ponto de vista do usuário.

O desempenho da classificação medido pelo coeficiente *kappa* para o cj1 e cj2 (Tabelas 10 e 11), oscilou em função das variáveis utilizadas. Os valores apresentados variaram desde razoáveis até muito bons, segundo classificação proposta por LANDIS & KOCH (1977). O melhor desempenho ocorreu quando da substituição da variável pfc nos dois conjuntos. O pior desempenho aconteceu quando da substituição da variável as no cj1 e ge no cj2.

Os resultados, referentes ao cj1 (Tabela 10) apontam que, na combinação de variáveis onde foi substituída a imagem referente ao (pfc) pela imagem nula, os resultados da exatidão global foram maiores. No entanto, essa exatidão foi menor quando da substituição da variável (hi). Concorda, este resultado, com o maior EMQ calculado nesse conjunto.

A acurácia do ponto de vista do usuário em relação a cada uma das unidades de mapeamento consideradas foi diferente, principalmente na unidade 1 (um1) (Tabela 8). Nesta, os resultados foram semelhantes na utilização de todas as variáveis e nas substituições de: ts, iu, pfc e de. Esses resultados demonstram que,



o peso dessas variáveis é semelhante na delimitação desta unidade de solos que se encontra em relevo suavizado.

Na unidade de mapeamento 2 (um2) o melhor resultado aconteceu na retirada do atributo topográfico secundário cmf (Tabela 10). Embora seja bem conhecida a forte influência dos atributos do terreno sobre a variação espacial dos solos (PARK & VLEK, 2002) neste conjunto, a sua retirada melhorou a classificação.

A unidade de mapeamento 3 (um3) apresentou o melhor resultado na substituição de io. A influência negativa dessa variável pode estar relacionada ao fato que, os índices espectrais que se referem às propriedades dos solos perdem significado quando o mesmo se encontra coberto por vegetação, conforme ilustrado pela figura 5 na página 80.

No entanto, em função da maior exatidão do ponto de vista do usuário para todas as unidades de mapeamento, de forma global, os melhores resultados ocorreram quando da substituição da variável perfil da curvatura pfc (Tabela 10). Esse resultado demonstra que, nesse conjunto de variáveis, a presença desta influencia negativamente na separação das unidades de mapeamento.

TABELA 10 - RESULTADO DA CLASSIFICAÇÃO POR RNA PARA O PRIMEIRO CONJUNTO DE VARIÁVEIS (CJ1) NAS DIFERENTES COMBINAÇÕES.

Conjunto 1	Kappa	Exatidão global	Usuário		
			Um1	Um2	Um3
cj1	0,3701	59,09	94,16	42,69	41,63
- io	0,6649	79,5	66,36	83,68	91,69
- NDVI	0,5842	75,59	75,82	86,89	42,41
- cmf	0,5187	72,22	65,3	87,02	42,11
- ts	0,364	58,5	94,99	40,77	42,29
- iu	0,3632	58,66	94,56	41,76	41,1
- rg	0,4764	67,65	92,66	60,36	42,44
- plc	0,4689	66,85	89,3	60,7	43,07
- pfc	0,8172	88,56	94,47	84,22	90,18
- hi	0,3722	56,09	67,87	39,39	82,68
- ge	0,3787	60,25	93,67	45,31	41,6
- de	0,3713	59,21	94,58	42,42	42,36
- as	0,3567	57,96	93,83	40,23	42,9

No segundo conjunto (Tabela 11) a exatidão global apresentou maior valor quando da substituição da variável pfc e menor quando foi substituída a variável ge.

No conjunto avaliado essa menor exatidão, demonstra a influência da variável, material de origem, na predição das unidades de solos.

Analisada de forma global, a exatidão do ponto de vista do usuário obteve os melhores resultados, para as três unidades de mapeamento, quando da substituição da variável pfc.

No entanto, para a (um1) o melhor resultado foi na substituição do *NDVI*. Esse índice, embora muito utilizado como variável auxiliar para a predição de características ou classes de solos (ZHU *et al.* 2001), quando associado às outras as variáveis do conjunto produziu menor desempenho para esta unidade. Esse resultado pode estar relacionado com a baixa diferenciação deste índice entre as unidades de mapeamento consideradas, pois a vegetação local encontra-se bastante alterada, ou ainda pela sua baixa inferência sobre o solo devido sua saturação ocasionada pela presença de sombreamento. O pior resultado, nessa unidade, ocorreu na substituição de hi. Esse resultado pode estar relacionado a baixa amplitude altimétrica encontrada nessa unidade de mapeamento e, por consequência, sua importância na predição da unidade de solos.

TABELA 11 - RESULTADO DA CLASSIFICAÇÃO POR RNA PARA O SEGUNDO CONJUNTO DE VARIÁVEIS (CJ2) NAS DIFERENTES COMBINAÇÕES.

Conjunto 2	Kappa	Exatidão global	Usuário		
			Um1	Um2	Um3
cj2	0,3456	57,32	93,05	39,5	41,72
- io	0,5263	72,82	64,01	89,14	41,82
- <i>NDVI</i>	0,5174	67,82	94,61	42,33	92,04
- rg	0,3647	60,62	45,86	73,54	50,47
- plc	0,3562	58,14	94,29	40,91	41,08
- pfc	0,8072	87,93	93,78	83,4	90,17
- hi	0,5139	70,55	45,71	78,83	92,5
- ge	0,3331	56,44	92,23	39,43	39,4
- de	0,5288	70,19	79,02	60,97	80,51
- as	0,4914	69,8	50,14	82,1	70,53

Para a unidade de mapeamento 2 (um2) o melhor resultado foi na substituição de io, demonstrando também que este índice espectral perde importância quando o solo não se encontra descoberto. A pior exatidão do ponto de vista do usuário ocorreu na utilização de todas as variáveis do conjunto.

Na unidade 3 (um3) o melhor resultado ocorreu na substituição da variável hi e o pior na substituição da ge. Isso ilustra que, nesse conjunto, a presença da

elevação influencia negativamente o delineamento desta unidade de mapeamento devido à baixa amplitude altimétrica encontrada. Isso acontece porque em áreas de baixa amplitude altimétrica, como a aqui estudada, pequenas variações de relevo ocasionam grandes variações hídricas e, portanto dos solos. Ao mesmo tempo, esse conjunto é dependente da geologia, pois a sua retirada da rede acarreta na redução da exatidão da imagem classificada.

As tabelas 12 e 13 ilustram que os melhores resultados de coeficiente *kappa* aconteceram na substituição das variáveis cmf e pfc respectivamente nos cj3 e cj4. Os piores coeficientes foram medidos nas substituições de ge no cj3 e iu no cj4.

A estimativa de qualidade, medida pela exatidão global (Tabelas 12 e 13), apresentou maiores valores quando da substituição da variável cmf no cj3 e pfc no cj4. As exatidões globais menores ocorreram na substituição das variáveis ge e iu respectivamente nos dois conjuntos.

Ao serem consideradas a exatidão das unidades de mapeamento no cj3 (Tabela 12), do ponto de vista do usuário, a unidade (um1) apresentou maior exatidão na substituição da variável *NDVI*. Para a (um2) o melhor resultado ocorreu na substituição da variável iu e para a (um3) a substituição da variável io proporcionou maior exatidão, porém com valores semelhantes na substituição de *NDVI*, cmf, ts, iu e utilizando-se todas as variáveis.

TABELA 12 - RESULTADO DA CLASSIFICAÇÃO POR RNA PARA O TERCEIRO CONJUNTO DE VARIÁVEIS (CJ3) NAS DIFERENTES COMBINAÇÕES.

Conjunto 3	<i>Kappa</i>	Exatidão global	Usuário		
			Um1	Um2	Um3
cj3	0,7075	81,68	82,9	77,52	91,41
- io	0,6737	79,65	75,92	77,77	91,97
- <i>NDVI</i>	0,7144	82,09	84,07	77,54	91,59
- cmf	0,7222	82,73	80,68	80,97	91,63
- ts	0,7082	81,8	80,41	79,08	91,49
- iu	0,7136	82,23	78,81	81,29	91,22
- ge	0,614	76,01	72,07	79,97	80,46

Do ponto de vista do usuário, os piores resultados, para a unidade de mapeamento 1, acompanharam os menores resultados apresentados no coeficiente *Kappa* e exatidão global, ou seja, na substituição da ge e io. Na um2 a utilização de todas as variáveis ou substituindo io, *NDVI* e cmf produziram resultados semelhantes. A substituição da ge na um3 resultou na menor exatidão.

No conjunto 4 (Tabela 13), o melhor coeficiente *Kappa* e a maior exatidão global aconteceram na substituição da variável pfc. Estes dois índices apresentaram piores resultados na supressão do iu. Estes resultados mostram que nesse conjunto, o índice de umidade tem grande peso na separação das diferentes unidades de solos que se encontram em relevo aplainado, ou em baixadas com possibilidade de acumulação de umidade.

Na análise da exatidão do ponto de vista do usuário, ao serem consideradas as três unidades de mapeamento, os melhores resultados ocorreram na substituição da variável pfc por zero, igualmente ao que ocorreu nas imagens resultantes nos dois primeiros conjuntos apresentados nas tabelas 10 e 11.

A unidade de mapeamento 3 (um3) apresentou o pior resultado na substituição da variável cmf e o melhor substituindo iu.

Utilizando-se de todas as variáveis do conjunto 4 a um2 apresentou a maior exatidão do ponto de vista do usuário, enquanto que a um2 apresentou melhor resultado na substituição do pfc.

TABELA 13 - RESULTADO DA CLASSIFICAÇÃO POR RNA PARA O QUARTO CONJUNTO DE VARIÁVEIS (CJ4) NAS DIFERENTES COMBINAÇÕES.

Conjunto 4	<i>Kappa</i>	Exatidão global	Usuário		
			Um1	Um2	Um3
cj4	0,5197	72,44	61,78	88,94	44,35
- cmf	0,3605	58,33	94,61	40,87	41,75
- ts	0,3793	57,31	62,98	41,76	91,87
- iu	0,3338	53,08	52,06	40,05	92,74
- rg	0,3588	58,92	91,02	44,07	42,52
- plc	0,441	62,69	48,99	61,27	92,15
- pfc	0,7998	87,46	93,18	82,73	90,56
- hi	0,6188	75,82	77,42	70,06	89,55
- ge	0,6513	77,47	89,3	68,12	82,64
- de	0,3991	60,81	49,68	61,64	78,99
- as	0,4141	61,80	89,25	50,84	42,7

Quando da retirada da variável pfc nos cj1, cj2 e cj4 e da cmf no cj3 que é uma derivada do perfil da curvatura, maior é o coeficiente *Kappa* e a exatidão global e melhor é o aspecto visual da imagem classificada. No entanto, a exatidão do ponto de vista do usuário, nas diferentes unidades de mapeamento, é diferente para cada variável substituída nos diferentes conjuntos testados. Isso mostra que, dentre as combinações testadas não há uma que se destaque na caracterização das unidades

de mapeamento de solo, uma vez que a 95% de probabilidade os melhores resultados nos diferentes conjuntos não são estatisticamente diferentes. Contudo, pode-se afirmar que em todas os conjuntos a substituição da variável perfil da curvatura ou de variável derivada desta, melhora a predição das unidades de mapeamento de solos em comparação com o mapa referência, quando considerado o coeficiente *Kappa* e exatidão global.

As imagens classificadas resultantes do cj3 apresentam, de forma geral, menores coeficientes *Kappa* e exatidão global, bem como exatidão do usuário. Todavia, o delineamento das unidades de mapeamento no melhor resultado (imagem com supressão da cmf) apresentou um maior detalhamento espacial, quando comparado, visualmente, as melhores classificações dos outros conjuntos. Esse resultado ilustra, com maior detalhamento, os locais onde há necessidade de uma maior intensidade de amostragem para caracterização de unidades simples de mapeamento.

## 4 CONCLUSÕES

A integração de dados diferentes origens é pertinente para a predição de unidades preliminares de mapeamento de solos, já que a automação do processo de separação de unidades, via RNA, visa simular o comportamento humano nesta tarefa.

De acordo com a qualidade dos resultados pode-se afirmar que a RNA permite a integração de diferentes variáveis para o processo de predição de unidades de mapeamento de solos. Fato que não é possível com classificadores estatísticos convencionais.

A definição da arquitetura da RNA é atividade trabalhosa, pela razão de ser empírica, porém uma vez a rede treinada pode-se alternar as variáveis de entrada. Comparado ao intérprete que necessita de conhecimento, treinamento e elementos que auxiliem a interpretação da cena, a RNA também, porém com vantagem, pois o analista tem limitações para integrar grande quantidade de variáveis, o que não ocorre com a rede.

Neste trabalho pode-se verificar a importância da integração de dados de diferentes origens, pois sem a associação dessas informações, o resultado da classificação (separação de unidades de solos) não atingiria o objetivo, quanto à convergência e ao EMQ mínimo das RNA e a verificação dos *pixels* corretamente alocados. Tanto que, de inúmeros testes executados, com diferentes conjuntos de variáveis, somente quatro puderam ser utilizados.

Nos diferentes conjuntos testados, as unidades de mapeamento que alcançaram melhores índices de exatidão do ponto de vista do usuário, apresentaram também mais detalhes espaciais do que o mapa de solos convencional. Isso ocorreu, pois a variação ambiental pôde ser quantificada com as variáveis aqui utilizadas.

A disponibilidade de dados (variáveis ambientais) permitiu a RNA, no processo de treinamento e classificação, caracterizar na paisagem maiores detalhes da delimitação das unidades de mapeamento de solos, que são difíceis de serem identificados pelos procedimentos convencionais e sujeitos a subjetividade do intérprete.

Nos conjuntos 1, 2 e 4 os maiores coeficientes *Kappa* e exatidão global aconteceram na substituição da variável pfc. No conjunto 3, o *Kappa* e exatidão global foram maiores na substituição de cmf.

Dentre os conjuntos de variáveis testados o cj1 apresentou os maiores valores de coeficiente *Kappa* e exatidão global. No entanto, as maiores exatidões do ponto de vista do usuário foram diferentes para cada unidade de mapeamento e, seus resultados dependeram do conjunto de variáveis consideradas e de suas combinações.

A melhor classificação resultante do cj3 apresentou, quando comparada as melhores classificações dos outros conjuntos, uma maior detalhamento espacial das unidades de mapeamento de solos.

A utilização de atributos do terreno, geologia e dados de sensores remotos numa abordagem por RNA podem contribuir para tornar o levantamento de solos mais rápido e menos dependente da experiência e subjetividade da pessoa que o realiza. Por outro lado há a necessidade de:

- a) Testar esta metodologia em outras situações, áreas com diferentes substratos geológicos (não sedimentares) e características fisiográficas;
- b) Analisar a viabilidade da utilização de imagens ou índices espectrais de outros sensores com diferente resolução espacial e espectral, como Quickbird, Aviris;
- c) Verificar a viabilidade de utilização de base de dados (mapas planialtimétricos) em diferentes escalas, pois todos os índices topográficos, primários e secundários, são resultados do detalhamento da base utilizada.
- d) Testar a derivação de atributos do relevo para integração em RNA a partir de modelos digitais de elevação obtidos de dados do laser scanner;
- e) Testar, em cada conjunto aqui experimentado, a retirada das variáveis que menos contribuíram na separação das unidades de mapeamento de solos.

## 5 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- BIE, S. W.; BECKETT, P. H. T. Comparison of four independent soil surveys by air-photointerpretation, Paphos area (Cyprus). **Photogrammetria**, Amsterdam, v. 29, p. 189 -202, 1973.
- BITTENCOURT, G. **Inteligência artificial**. Editora da UFSC, Florianópolis – SC. 1998, 400p.
- BURROUGH, P. A.; Mc DONNELL, R. **Principles of Geographical Information Systems**. Spatial information systems and geostatistics. New York: Oxford University Press, 333p. 1998.
- CAMPBELL, J. B. **Introduction to remote sensing**. New York: The Guilford Press, 1987. 551p.
- COMEC. **Coordenação da Região Metropolitana de Curitiba – PR**. Curitiba, 1976. Levantamento aerofotogramétrico. Escala 1:10 000.
- CUNHA, P.; MARQUES JÚNIOR, J.; CURI, N.; PERREIRA, G. T.; LEPSCH, I. F. Superfícies geomórficas e atributos de latossolos em uma sequência arenítico-basáltica da região de Jaboticabal (SP). **Revista Brasileira de Ciência do solo**, v. 29, p. 81-90, 2005.
- DOBOS, E.; MICHELI, E.; BAUMGARDNER, M. F. A regional scale soil mapping approach using integrated AVHRR and DEM data. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation - JAG**, v.3, p.30-42, 2001.
- EMBRAPA. Centro Nacional de Pesquisa em Solos (Rio de Janeiro, RJ). **Sistema Brasileiro de Classificação de Solos**. Brasília: Embrapa Produção de Informação; Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 1999. 412p.
- FIDÊNCIO, P. H.; RUISANCHES, I.; POPPI, R. J. Application of artificial neural networks to the classification of soils from São Paulo state using near-infrared spectroscopy. **Analyst**, v.126, p.2194-2200, 2001.
- GALLANT, J. C. & WILSON, J. P. Primary topographic attributes. In: WILSON, J. P. & GALLANT, J. C. (Eds.). **Terrain Analysis: Principles and applications**. New York: John Wiley & Sons, 2000. p.51-85.
- HAIKYN, S. **Redes neurais. Princípios e prática**. Porto Alegre: Bookman, 900 p., 2001.
- HALL, G. F. Pedology and geomorphology. In: WILDING, L. P.; SMECK, N. E. & HALL, G. F. (Eds.). **Pedogenesis and soil taxonomy. II. The soil orders. Developments in soil science**. New York: Elsevier, v.11b, p.118-140, 1983.
- HILTON, G. E. Connections learning procedures. **Artificial Intelligence**, v. 40, n. 1-3, p. 185-234, 1989.



HUDSON, B. D. The soil survey as a paradigm-based science. **Soil Science Society of America Journal**, v.56, p.836-841, 1992.

IRVIN, B. J.; VENTURA, S. J.; SLATER, B. K. Fuzzy and Isodata classification of landform elements from digital terrain data in Pleasant alley. **Geoderma**, v.77, p. 137-154, 1997.

ITO, Y. et.al. Extraction of damaged regions using SAR data and neural networks. **International Archives Photogrammetric Remote Sensing**, Amsterdam, v. 33, p. 156-163, 2000.

JENNY, H. **Factors of soil formation; a system of quantitative pedology**. New York: McGraw-Hill, 1941. 281p.

LANDIS, J. R.; KOCH, G. G. The measurement of observer agreement for categorical data. **Biometrics**, v. 33, n.1, p. 159-174, 1977.

LIMA, M. R. **Atributos de solos e macrófitas aquáticas flutuantes: uma contribuição a sustentabilidade agrícola e ambiental na bacia do rio Iraí (PR)**. – Universidade Federal do Paraná. Curitiba, 2005. 111p. Tese (Doutorado em Agronomia – Produção vegetal) – Setor de Ciências Agrárias – Universidade Federal do Paraná.

McBRATNEY, A. B.; MENDONÇA SANTOS, M. L.; MINASNY, B. On digital soil mapping. **Geoderma**, v. 117, p. 3-52, 2003.

McCUNE, B.; KEON, D. Equations for potential annual direct incident radiation and heat load. **Journal of Vegetation Science**. v. 13, p. 603-606, 2002.

MOORE, I.D.; GRAYSON, R.B.; LADSON, A. R. Digital terrain modeling: A review of hydrological, geomorphological an biological applications. **Hydrological Processes**, v. 5, p. 3-30, 1991.

MOORE, I. D.; GESSLER, P. E.; NIELSEN, G. A.; PETERSON, G. A. Soil attribute prediction using terrain analysis. **Soil Science Society American Journal**. v. 57, p. 443-452, 1993.

MYERS, V. I. Crops and soils. In: **MANUAL OF REMOTE SENSING**. Fall Church: **Americam Society of Photogrammetry**, Chapter 22, p. 1715-1807, 1975.

NÓBREGA, R. P.; FILHO, C. R. S. Análise Espacial Guiada Pelos Dados (Data-Driven): O uso de redes neurais para avaliação do potencial poli-minerálico na região centro-leste da Bahia. **Revista Brasileira de Geociências**, v.3, p 111-120, 2003.

PARK, S. J. & VLEK, P. L. G. Environmental correlation of three-dimensional soil spatial variability: a comparison of three adaptive techniques. **Geoderma**, v.109, p.117- 140, 2002.

PENNOCK, D. J.; ZEBARTH, B. J. & DE JONG, E. Landform classification and soil distribution in hummocky terrain, Saskatchewan, Canada. **Geoderma**, v.40, p.297-315, 1987.

REIDMILLER, M.; BRAUN, H. A direct adaptive method for faster backpropagation learning. The RPROP algorithm. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON NEURAL NETWORK (ICNN), 1993. San Francisco, p. 586-591, 1993.

RIBEIRO, S. R. A. **Integração de imagens Landsat TM e dados auxiliares para a delimitação automática de unidades fisionômicas (paisagem) e geológicas usando redes neurais artificiais**. Curitiba, 2003. 169 p. Tese (Doutorado em Ciências Geodésicas) – Setor de Ciências da Terra, Universidade Federal do Paraná.

RIBEIRO, S. R. A.; CENTENO, J. A. S. Classificación del uso del suelo utilizando redes neurales y el algoritmo MAXVER. **Innovación**, año 14, n.1. p. 55-60. Antofagasta – Chile. 2002.

SABINS, F. F. **Remote Sensing: Principles and Interpretation**. 3rd ed. New York: W. H. Freeman and Company, 1997. 432p.

SALAMUNI, E.; SALAMUNI, R.; EBERT, H. D. Contribuição à geologia da bacia sedimentar de Curitiba (PR). **Boletim Paranaense de Geociências**. n. 47, p. 123-142. 1999.

SANTOS, R. D.; LEMOS, R. C.; SANTOS, H. G.; KER, J. C.; ANJOS, L. H. C. **Manual de descrição e coleta de solo no campo**. 5. ed. Viçosa: SBCS, 2005. 92 p.

SOUZA, E. C. B. de; RIBEIRO, S. R. A.; BOTELHO, M. F.; KRUGER, C. P.; CENTENO, J. A. S. Geração de isolinhas, com dados obtidos por levantamento PS/L<sub>1</sub>L<sub>2</sub>, mediante técnicas de Redes Neurais Artificiais. **Acta scientiarum technology**. v.28, n.2, 2006.

THE MATHWORKS. MATLAB, The Language of Technical Computing, Version 7.4.(R2007a) Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey, 2007.

VENTURIERI, A.; SANTOS, J. R. Técnicas de Classificação de Imagens para Análise de Cobertura Vegetal. In: Assad, E. D.; Sano, E. E. **Sistema de Informação Geográfica: Aplicações na Agricultura**. 2ª edição. Brasília, DF. Embrapa – SPI/Embrapa-CPAC. 1998. p.351-371.

WANG, Z.; BOVIK, A. C. **A universal image quality index**. IEEE Signal Processing Letters, v. 9, n. 3, p. 81-84, 2002.

WAY, D. S. **Terrain Analysis**. 2. ed. Stroudsburg : Dowden, Hutchinson & Ross, 1978. 438 p.

ZHU, A.X ; HUDSON, B; BURT, J.; LUBICH, K.; SIMONSON, D. Soil Mapping Using GIS, Expert Knowledge, and Fuzzy Logic. **Soil Science Society of American Journal**. v.65, p.885-894, sep/oct 2001

ZHU, A. X. Mapping soil landscape as spatial continua: the neural network approach. **Water Resources Research**, v.36, p.663-677, 2000.

ZORTEA, M.; HAERTEL, V.; CLARKE, R. T. Investigação sobre métodos para redução da dimensionalidade dos dados em imagens hiperespectrais. **Revista Brasileira de Cartografia**. n. 57, v. 1, p.36-42, 2005.

## CONCLUSÃO GERAL

As relações entre solos, geologia e atributos do relevo derivados de um MDE forneceram informações básicas necessárias para o delineamento de unidades preliminares de mapeamento de solos. A geologia juntamente com atributos do relevo indicou as condições do ambiente e, a compreensão das interações entre estes e os solos forneceu informações para o entendimento das relações entre as unidades de solos e a paisagem. No entanto, a integração dessas informações, de diferentes origens, utilizando-se de procedimentos convencionais, foi dificultada, principalmente pela dimensionalidade desses dados. Nesse sentido, a RNA é uma alternativa vantajosa para a integração e delineamento semi-automático de unidades preliminares de solos.

Os atributos topográficos secundários permitiram o delineamento das pedoformas predominantes, no entanto seu uso exclusivo, não permitiu a distinção de todas as unidades presentes na área. Porém, as pedoformas delineadas apresentaram maiores detalhes espaciais que o delineamento destas utilizando metodologia convencional.

A análise entre os melhores mapas delineados pelo classificador por redes neurais e o mapa convencional mostrou grande semelhança, provando com isso a capacidade da RNA em simular o comportamento humano. Os mapas simulados por RNA apresentaram muito mais detalhes espaciais do que o mapa de solos convencional, porque a variação ambiental pôde ser quantificada com maior detalhe. Além disso, a disponibilidade de dados detalhados, sobre as variáveis ambientais utilizadas, permitiu identificar pequenos componentes na paisagem que são difíceis de serem identificados pelo mapeamento convencional.

A qualidade da informação de solo produzida quando se utiliza a correlação ambiental através de atributos do terreno, índices espectrais e geologia foi influenciada pelos seguintes fatores: a) a qualidade das variáveis ambientais derivadas e, b) a qualidade do modelo solo paisagem utilizado para representar as relações entre os solos e seus fatores ou processos de formação.

Os resultados alcançados mostram que a utilização de atributos do terreno, da geologia e dos índices espectrais em uma abordagem por redes neurais pode contribuir para melhoria da qualidade dos levantamentos preliminares de solos. A disponibilidade de dados de sensores remotos orbitais a custos mais baixos e a

facilidade de obtenção dos atributos do terreno em um SIG comercial ou a própria implementação no programa Matlab tornam a abordagem utilizada mais eficiente.

Os resultados obtidos apontam para a necessidade de avançar nas pesquisas através da avaliação de outras técnicas de integração de dados, como técnicas geoestatísticas, para solução de problemas de separação dos solos em unidades simples de mapeamento. Além disso, a técnica aqui utilizada (RNA) necessita ser avaliada em condição ambiental distinta da encontrada na área estudada, principalmente em áreas de relevo mais movimentado e com maior variabilidade de geologia e solos, onde a contribuição dos atributos do terreno e de índices espectrais distintos, para a diferenciação das unidades de solos, tem uma contribuição maior.

## ANEXO I – CLASSE DE SOLO COMPONENTE DA UNIDADE DE MAPEAMENTO (UM1): LVd – LATOSSOLO VERMELHO DISTRÓFICO TÍPICO.

### QUADRO 1 - DESCRIÇÃO DO PERFIL.

Localização, coordenadas, município, estado: próximo ao antigo estábulo leiteiro do Centro de Estações Experimentais do Canguiri (UFPR), Pinhais (PR), coordenadas UTM 7190116 m e 688895 m (Fuso 22 S). Situação e cobertura vegetal: perfil de solo no terço inferior de encosta, em área de pousio de milho. Altitude: 905 m. Geologia: Argilitos da formação Guabirota (período Pleistoceno). Pedregosidade: não pedregoso. Rochosidade: não rochoso. Relevo local: plano. Relevo regional: suave ondulado. Erosão: não aparente. Drenagem: bem drenado. Uso atual: pousio. Raízes: presentes até o Bw2. Outras observações: linha de pedras, composta por seixos rolados (cascalho e calhaus) de quartzo na transição do horizonte Bw2 para o 2B3. Perfil coletado úmido.	
Descrição morfológica	
A1p	0-17 cm; preto avermelhado (2,5 Y 2,5/1, úmido) e preto avermelhado (2,5 YR 2,5/1, úmido amassado); franco argilosa; maciça que se desfaz em moderada média a grande blocos angulares; poros pequenos; muito firme, plástico e ligeiramente pegajoso; transição abrupta e plana.
A2	17-45 cm; bruno amarelado escuro (10 YR 3/4, úmido) e vermelho muito escuro acinzentado (2,5 YR 2,5/2, úmido amassado); argilosa; maciça que se desfaz em moderada média a grande blocos angulares; poros pequenos; friável, plástico e ligeiramente pegajoso; transição clara e plana.
AB	45-62 cm; vermelho-amarelado (5 YR 4/6, úmido) e bruno (7,5 YR 4/4, úmido amassado); argilosa; moderada muito pequena a pequena blocos angulares; friável, ligeiramente plástico e ligeiramente pegajoso; transição gradual e plana.
BA	62-82 cm; vermelho escuro (2,5 YR 3/6, úmido) e vermelho-amarelado (5 YR 4/6, úmido amassado); argilosa; poros médios; moderada muito pequena a pequena blocos subangulares; friável, ligeiramente plástico e ligeiramente pegajoso; transição gradual e plana.
Bw1	82-107 cm; vermelho (2,5 YR 4/8, úmido); argilosa; moderada pequena blocos subangulares; poros pequenos; friável, ligeiramente plástico e ligeiramente pegajoso; transição difusa e plana.
Bw2	107 a 165 cm; vermelho (10 YR 4/8, úmido); argilosa; moderada pequena a média blocos subangulares; poros pequenos; friável, ligeiramente plástico e ligeiramente pegajoso; transição abrupta e plana.
2B3	165-200 cm; vermelho (2,5 YR 4/8, úmido); argilosa; moderada a forte média blocos angulares; poros pequenos; firme; ligeiramente plástico e ligeiramente pegajoso.

FIGURA 1 - FOTO ILUSTATIVA DO PERFIL DE LVd



## QUADRO 2 – ANÁLISES GRANULOMÉTRICAS E QUÍMICAS DO PERFIL

Horiz.	Prof.	areia grossa	Areia fina	silte	argila	relação silte/argila	Ca <sup>+2</sup>	Mg <sup>+2</sup>	K <sup>+</sup>	Na <sup>+</sup>	Al <sup>+3</sup>	H+Al
	cm	Dag kg <sup>-1</sup>					cmol <sub>c</sub> kg <sup>-1</sup>					
A1p	0-17	10	12	42	36	1,17	7,1	4,4	0,26	0,02	0,0	6,7
A2	17-45	8	22	24	46	0,52	1,1	1,4	0,07	0,01	1,3	8,4
AB	45-62	8	22	26	44	0,59	1,0	1,0	0,05	0,01	1,1	7,8
BA	62-82	10	22	20	48	0,42	1,0	1,0	0,05	0,04	0,5	6,2
B1	82-107	10	22	20	48	0,42	0,8	0,7	0,04	0,16	0,2	5,0
B2	107-165	14	24	14	48	0,29	0,6	0,4	0,02	0,01	0,2	4,3
2B3	165-200	8	16	22	54	0,41	0,6	0,4	0,05	0,01	3,8	13,1

Horiz.	Prof.	pH em água	pH em KCl	pH em CaCl <sub>2</sub>	P	C orgânico	SB	CTC	V	Sat. Al	Sat. Na	CTC
	cm				mg kg <sup>-1</sup>	g kg <sup>-1</sup>	cmol <sub>c</sub> kg <sup>-1</sup>		%			cmol <sub>c</sub> kg <sup>-1</sup> argila
A1p	0-17	5,9	5,0	5,3	1,5	40,2	11,8	18,5	63,7	0,0	0,1	51,3
A2	17-45	5,4	4,2	4,5	0,2	19,0	2,58	11,0	23,5	33,5	0,1	23,9
AB	45-62	5,4	4,3	4,5	0,2	14,2	2,06	9,9	20,9	34,8	0,1	22,4
BA	62-82	5,4	4,3	4,5	0,3	10,6	2,09	8,3	25,2	19,3	0,5	17,3
Bw1	82-107	5,6	4,7	4,8	0,4	9,4	1,7	6,7	25,4	10,5	2,4	14,0
Bw2	107-165	5,5	4,5	4,6	0,1	2,7	1,03	5,3	19,3	16,3	0,2	11,1
2B3	165-200	5,0	4,0	4,2	0,2	1,5	1,06	14,2	7,5	78,2	0,1	26,2

## ANEXO II – CLASSE DE SOLO COMPONENTE DA UNIDADE DE MAPEAMENTO (UM2): OYs – ORGANOSOLO MÉSICO SÁPRICO TÍPICO.

### QUADRO 1 - DESCRIÇÃO DO PERFIL.

Localização, coordenadas, município, estado: Estação Experimental do Canguiri, município de Pinhais (PR), coordenadas UTM 7190095 m e 688078 m (Fuso 22 S).	
Situação e cobertura vegetal: perfil de solo situado ao lado de dreno, em planície aluvial, com sucessão secundária inicial	
Altitude: 905 m	
Geologia: Sedimentos argilosos do Holoceno	
Pedregosidade: não pedregoso	
Rochosidade: não rochoso	
Relevo local: plano	
Relevo regional: suave ondulado	
Erosão: não aparente	
Drenagem: mal drenado	
Uso atual: área de lavoura, em pousio há cerca de 10 anos	
Outras observações: a área foi drenada há cerca de 10 anos. Lençol freático a 166 cm de profundidade.	
Descrição morfológica	
H	0-51 cm; preto (2,5 YR 2,5/1, seco e úmido); siltosa; forte grande colunar que se desfaz em grande blocos subangulares; poros muito pequenos e poucos; duro, muito firme, ligeiramente plástico e não pegajoso; transição gradual e plana.
A1	51-96 cm; franco argilo siltosa; estrutura maciça; ligeiramente pegajoso; transição difusa e plana
A2	96-146 cm; preto (5 YR 2,5/1, seco e úmido); franco siltosa; maciça que se desfaz em grande blocos subangulares; poros poucos e grandes; muito duro, ligeiramente pegajoso; transição clara e plana.
Cg	146-166 cm <sup>+</sup> ; franco argilosa; estrutura maciça; muito plástico e pegajoso

### QUADRO 2 – ANÁLISES GRANULOMÉTRICAS E QUÍMICAS DO PERFIL.

Horiz.	Prof.	Areia grossa	areia fina	Silte	Argila	relação silte/argila	Ca <sup>+2</sup>	Mg <sup>+2</sup>	K <sup>+</sup>	Na <sup>+</sup>	Al <sup>+3</sup>	H+Al
	cm	dag kg <sup>-1</sup>					cmol <sub>c</sub> kg <sup>-1</sup>					
H	0-51	2	88	10	8,80	1,3	1,3	0,09	0,05	8,1	19,0	
A1	51-96	2	4	56	38	1,47	1,0	1,0	0,04	0,04	7,6	16,3
A2	96-146	2	78	20	3,90	0,8	0,8	0,04	0,03	7,0	14,1	
Cg	146-166	6	16	40	38	1,05	0,8	0,8	0,04	0,03	6,0	15,2

Horiz.	Prof.		pH em CaCl <sub>2</sub>	P	C orgânico	SB	CTC	V	Sat. Al	Sat. Na	CTC
	cm			mg kg <sup>-1</sup>	g kg <sup>-1</sup>	cmol <sub>c</sub> kg <sup>-1</sup>		%			cmol <sub>c</sub> kg <sup>-1</sup> argila
H	0-51		4,0	2,8	173	2,24	21,2	10,5	78,3	0,2	
A1	51-96		4,1	0,7	23,2	1,78	18,1	9,8	81,0	0,2	47,6
A2	96-146		4,2	1,0	47,4	1,47	15,6	9,4	82,6	0,2	77,9
Cg	146-166		4,0	0,6	2,7	1,47	16,7	8,8	80,3	0,2	43,9

FIGURA 1 - FOTO ILUSTATIVA DO PERFIL DE OYs



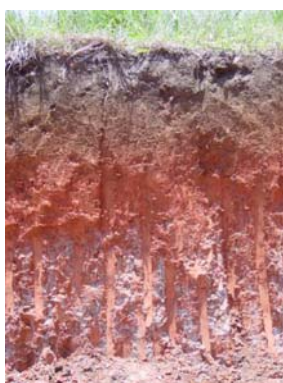


## ANEXO III – CLASSE DE SOLO COMPONENTE DA UNIDADE DE MAPEAMENTO (UM3): CHd – CAMBISSOLO HÚMICO DISTRÓFICO TÍPICO.

### QUADRO 1 - DESCRIÇÃO DO PERFIL.

Localização, coordenadas, município, estado: Estação Experimental do Canguiri, município de Pinhais (PR), coordenadas UTM 688198 m e 7190513 m (Fuso 22 S). Próximo à estação meteorológica do Instituto Agronômico do Paraná. Situação e cobertura vegetal: barranco de estrada, em terço médio de encosta, com cobertura de campo. Altitude: 930 m Geologia: argilitos da Formação Guabirota (Pleistoceno) Pedregosidade: não pedregoso Rochosidade: não rochoso Relevo local: ondulado Relevo regional: suave ondulado a ondulado Erosão: não aparente Drenagem: bem drenado Uso atual: campo Raízes: fasciculadas comuns no A e poucas no AB	
Descrição morfológica	
A	0-26 cm; bruno (10YR 4/4, úmido) e bruno amarelado escuro (10 YR 4/4, seco); franco argilosa; moderada média a grande blocos subangulares; poros poucos e muito pequenos; firme, plástico e pegajoso; transição clara e plana.
AB	26-42 cm; bruno (7,5 YR 4/4, úmido) e bruno oliváceo (2,5 Y 4/4, seco); argilosa; moderada pequena a média blocos subangulares; poros comuns e pequenos; friável, plástico e ligeiramente pegajoso; transição clara e ondulada.
BA	42-56 cm; vermelho amarelado (5 YR 4/6, úmido) e bruno amarelado escuro (10 YR 4/6, seco); argilosa; moderada pequena a média blocos subangulares; poros comuns e muito pequenos; friável, ligeiramente plástico e pegajoso; transição gradual e plana
Bi	56-98 cm; vermelho (2,5 YR 5/8, úmido) e vermelho amarelado (5 YR 5/6, seco); argilosa; moderada grande blocos subangulares; poros comuns e muito pequenos; firme, ligeiramente plástico e pegajoso; transição clara e plana.
BC	98-110 cm; vermelho (2,5 YR 5/8, úmido) com mosqueado abundante pequeno distinto bruno claro (7,5 YR 6/4, úmido); argilosa; moderada pequena a média blocos angulares; poros comuns e muito pequenos; firme, ligeiramente plástico e pegajoso; transição abrupta e plana.
C1	110-126 cm; coloração variegada composta por vermelho (10 R 5/8, úmido) e cinzento brunado claro (5 PB 7/1, úmido); argilosa; maciça que se desfaz em pequena a média blocos angulares; firme, ligeiramente plástica e pegajosa; transição gradual e ondulada.
C2	126-145 cm <sup>+</sup> ; coloração variegada composta por vermelho (2,5 YR 5/8, úmido) e cinzento brunado claro (5 PB 7/1, úmido), com mosqueado proeminente comum médio preto azulado (5 PB 2,5/1, úmido); argiloso; maciça que se desfaz em média blocos angulares; firme, plástico e pegajoso.

FIGURA 1 - FOTO ILUSTATIVA DO PERFIL DE CHd



QUADRO 2 – ANÁLISES GRANULOMÉTRICAS E QUÍMICAS DO PERFIL.

Horiz.	Prof.	areia grossa	areia fina	silte	argila	Relação silte/argila	Ca <sup>+2</sup>	Mg <sup>+2</sup>	K <sup>+</sup>	Na <sup>+</sup>	Al <sup>+3</sup>	H+Al
	cm	dag kg <sup>-1</sup>					cmol <sub>c</sub> kg <sup>-1</sup>					
A	0-26	24		42	34	1,24	3,4	2,4	0,31		0,8	9,0
AB	26-42	24		32	44	0,73	2,0	1,1	0,13		2,4	10,5
BA	42-56	22		38	40	0,95	1,9	1,0	0,09		2,4	10,5
Bi	56-98	22		36	42	0,86	1,5	0,9	0,09		2,2	12,1
BC	98-110	2	22	36	40	0,90	0,9	0,6	0,1	0,3	5,8	17,6
C1	110-126	22		36	42	0,86	0,7	0,6	0,13		6,5	17,6
C2	126-145	22		36	42	0,86	1,7	0,9	0,19		3,5	19,0

Horiz.	Prof.			pH em CaCl <sub>2</sub>	P	C orgânico	SB	CTC	V	Sat. Al	Sat. Na	CTC
	cm				mg kg <sup>-1</sup>	g kg <sup>-1</sup>	cmol <sub>c</sub> kg <sup>-1</sup>		%			cmol <sub>c</sub> kg <sup>-1</sup> argila
A	0-26			4,6	0,6	34,1	6,11	15,1	40,4	11,6		44,4
AB	26-42			4,4	0,4	19,6	3,23	13,7	23,5	42,6		31,2
BA	42-56			4,4	0,3	14,2	2,99	13,5	22,2	44,5		33,7
Bi	56-98			4,3	0,1	6,9	2,49	14,6	17,1	46,9		34,7
BC	98-110			4,1	0,2	4,5	1,9	19,5	9,7	75,3	1,5	48,8
C1	110-126			4,2	0,1	2,7	1,43	19,0	7,5	82,0		45,3
C2	126-145			4,1	0,2	1,5	2,79	21,8	12,8	55,6		51,9